

PENILAIAN KUALITI IMEJ DIGITAL BERDASARKAN KAEDAH CIRI-CIRI SISTEM PENGLIHATAN MANUSIA DAN PRINSIP STRUKTUR IMEJ

Article history

Received

29 December 2015

Received in revised form

30 March 2016

Accepted

1 May 2016

Siti Tasnim Mahamud, Bahbibbi Rahmatullah*

Jabatan Komputeran, Fakulti Seni, Komputeran dan Industri Kreatif, Universiti Pendidikan Sultan Idris, 35900 Tanjung Malim, Perak, Malaysia

*Corresponding author
bahbibbi@fskik.upsi.edu.my

Abstract

Tremendous advances of information technology provide a large role for digital images for delivering information quickly and accurately. However, digital images are exposed to distortions and imperfect quality during acquisition, compression, transmission, processing and reproduction. Therefore, the development of effectively image quality assessment (IQA) is crucial in order to identify and measure the distortion in image quality. Perception by human observers (manually) as the ultimate receiver of the visual information contained in an image and most reliable to assess the quality of image. However, manual subjective assessment method is considered costly and time consuming. This lead to the development of proposed automatic method to measure image quality as accurately as the manual method. The goal of objective image quality assessment is to develop a computational model that can accurately and automatically predict the perceptual image quality. An ideal objective IQA method should be able to imitate the quality predictions of an average human observer. Full-reference image quality assessment is a method where image with perfect quality provided as a reference image for guiding the IQA system. This paper presents the study and comparison between two full-reference method that frequently used in IQA system that is method based on the properties of human visual system (HVS) and method based on principle of image structure. Both of this method is proven can be used to measure digital images quality accurately and depends on distortion types that occurred on measured images.

Keywords: Digital image quality; objective evaluation; human visual system; principle of image structure

Abstrak

Kemajuan dalam bidang teknologi maklumat memberikan peranan yang besar bagi imej digital untuk penyampaian maklumat dengan cepat dan tepat. Walaubagaimanapun, imej digital adalah terdedah kepada gangguan dan kemerosotan mutu semasa proses pengambilan, mampatan, penghantaran, pemprosesan dan penghasilan semula fail imej digital. Oleh kerana itu, pembangunan sistem penilaian kualiti imej digital (PKID) yang berkesan adalah amat penting agar dapat mengenalpasti dan mengukur sebarang degradasi dalam kualiti imej. Pemerhatian (secara manual) oleh manusia sebagai penerima utama maklumat visual yang terkandung di dalam imej dianggap sebagai ukuran yang paling boleh dipercayai untuk menilai kualiti sesuatu imej. Walaupun begitu, penilaian kaedah manual yang subjektif ini, secara relatifnya memerlukan kos yang tinggi dan memakan masa yang lama. Ini membawa kepada cadangan pembangunan kaedah automatik untuk mengukur kualiti imej setepat kaedah manual. Matlamat sistem PKID yang objektif adalah untuk membangunkan satu model pengiraan yang tepat dan boleh meramalkan persepsi kualiti imej secara automatik. Objektif sistem PKID yang ideal harus dapat meniru ramalan kualiti pemerhati manusia secara purata. Penilaian kualiti imej berujukan penuh adalah kaedah dimana imej dengan kualiti yang sempurna dijadikan sebagai rujukan untuk memandu sistem PKID itu. Kertas kerja ini membentangkan kajian dan perbandingan antara dua kaedah rujukan penuh yang kerap digunakan dalam sistem PKID iaitu kaedah berdasarkan sifat sistem penglihatan manusia (HVS) dan kaedah berdasarkan prinsip struktur imej. Kedua-dua jenis kaedah ini terbukti dapat digunakan untuk mengukur kualiti imej digital dengan tepat dan bergantung kepada jenis degradasi yang berlaku pada imej yang diukur.

Kata kunci: Kualiti imej digital; penilaian objektif; sistem penglihatan manusia; prinsip struktur imej

© 2016 Penerbit UTM Press. All rights reserved

1.0 PENGENALAN

Perkembangan teknologi maklumat yang sangat pesat dalam kehidupan seharian membuatkan imej digital memainkan peranan media yang sangat penting sebagai salah satu kaedah utama dalam komunikasi maklumat. Kini, imej digital boleh ditangkap menggunakan pelbagai jenis peranti seperti kamera, tablet, telefon bimbit dan lain-lain lagi. Antara kelebihan utama imej digital ini adalah kemampuannya untuk berkongsi gambar secara atas talian, menghantar dan menerima mesej multimedia (MMS) dan dengan serta merta dapat penstriman video secara langsung daripada seluruh dunia. Mengikut Wang dan Bovik (2006), imej-imej digital ini dengan mudahnya terdedah terhadap kualiti imej yang tidak sempurna dan degradasi semasa proses pemerolehan, pemampatan, penghantaran dan penghasilan semula fail imej tersebut. Bagi mengenalpasti dan mengira sebanyak mana degradasi terdapat pada imej itu adalah sangat penting untuk mengekalkan, mengawal dan meningkatkan kualiti imej tersebut [1]. Berdasarkan daripada permasalahan ini, satu sistem perlu dibangunkan untuk menilai kualiti imej digital secara automatik dan efektif.

Terdapat banyak aspek yang mempengaruhi kualiti imej seperti cahaya, warna, komposisi, estetik, hingar dan artifak degradasi. He, Gao, Hou dan Hao (2013) mendefinisikan kualiti imej secara lebih berfalsafah dengan membahagikan kualiti kepada tiga peringkat iaitu fideliti, pengamatan dan estetik. Kualiti imej berdasarkan konsep fideliti adalah ketepatan suatu imej ujian mempunyai kualiti yang sama dengan imej asal dengan menganggarkan persamaan atau perbezaan kandungan maklumat diantara kedua-dua imej. Integrasi adalah salah satu ciri-ciri pengamatan sistem penglihatan manusia (*Human Visual System - HVS*) yang mentakrifkan kualiti imej melalui pembangunan model pengiraan visual yang boleh memimik proses HVS menggunakan rekabentuk prinsip fisiologi. Estetik diperlukan semasa membangunkan metrik kualiti imej yang baru berdasarkan pendapat dari pembangun model itu sendiri. Kebanyakan metrik yang sedia ada direka daripada perspektif fideliti dan sebahagiannya digabungkan dengan ciri-ciri HVS dan estetik [2].

Secara asasnya, kualiti imej dinilai dalam dua kategori iaitu kaedah penilaian subjektif dan objektif. Kaedah penilaian subjektif memerlukan pemerhati manusia untuk menilai kualiti gambar secara urutan menggunakan skala penggredan yang berterusan dan memberikan satu skor setiap urutan. Pemerhati manusia dianggap sebagai penerima utama maklumat visual yang terkandung dalam imej dan boleh dipercayai dalam menilai kualiti imej. Walaubagaimanapun, kaedah penilaian subjektif dianggap menyusahkan, mahal dan memakan masa. Hal ini menyebabkan kaedah penilaian objektif telah dibangunkan untuk mengukur kualiti

imej setepat penilaian yang diukur oleh kaedah subjektif. Matlamat penilaian kualiti imej digital (PKID) adalah untuk membangunkan suatu model pengkomputeran yang tepat dan boleh meramalkan pengamatan kualiti imej secara automatik. Objektif kaedah PKID yang ideal semestinya dapat meniru ramalan kualiti subjektif daripada skor purata pemerhati manusia [1].

Penilaian kualiti imej berujukan penuh adalah kaedah dimana imej yang masih dalam kualiti yang sempurna dijadikan sebagai imej rujukan yang sepenuhnya untuk membimbing sistem PKID. Metrik moden yang sedia ada yang menggunakan penilaian kualiti imej berujukan penuh secara umumnya, boleh diklasifikasikan seperti berikut: 1. Kaedah yang berdasarkan ciri-ciri yang terdapat pada HVS dan 2. Kaedah berdasarkan pengukuran struktur imej [3].

Kertas kerja ini membentangkan hasil penyelidikan yang berfokuskan gambaran keseluruhan dua kaedah yang dinyatakan di atas iaitu kaedah berdasarkan ciri-ciri yang terdapat pada HVS dan kaedah berdasarkan struktur imej dan membuat perbandingan di antara kedua-dua kaedah tersebut.

2.0 KAEDAH BERDASARKAN CIRI-CIRI SISTEM PENGLIHATAN MANUSIA (HVS)

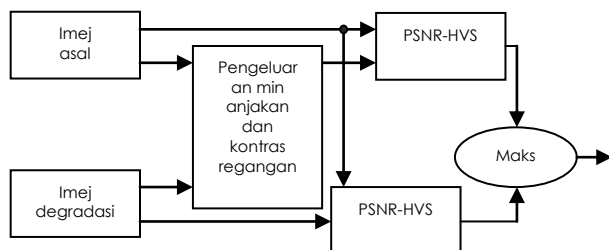
HVS merupakan sistem yang sangat canggih dan menggunakan pemerhati manusia sebagai penilai kualiti imej. Manusia memainkan peranan penting di dalam sistem visual iaitu sebagai penerima utama maklumat yang terkandung di dalam suatu imej menggunakan kaedah penilaian subjektif. Di samping itu, pemerhati manusia boleh dipercayai dalam menilai kualiti imej. Walaubagaimanapun, penggunaan manusia di sepanjang proses penilaian ini biasanya memakan masa dan tempoh masa penilaian yang terhad. Oleh itu, matlamat utama menggunakan ciri-ciri yang terdapat pada HVS di dalam sistem PKID adalah untuk menilai kualiti imej seperti yang dinilai oleh pemerhati manusia. Secara umumnya, kaedah ini berjaya dalam meramalkan kualiti untuk imej yang berkualiti tinggi. Walaubagaimanapun, kaedah ini tidak dapat beroperasi dengan baik untuk imej berkualiti rendah melainkan sekiranya ia juga merangkumi dengan ciri-ciri penglihatan yang berkualiti rendah di dalam reka bentuk metrik pengukurannya [3]. Berikutnya merupakan dua metrik yang dipilih yang mengandungi ciri-ciri HVS dalam reka bentuknya iaitu PSNR-HVS (*Peak-Signal-to-Noise Ratio - Human Visual System*) dan MAD (*Most Apparent Distortion*).

2.1 PSNR-HVS (Peak Signal to Noise Ration – Human Visual System)

Metrik berujukan penuh PSNR-HVS merupakan salah satu metrik di dalam PKID yang berasal daripada metrik PSNR (*Peak-Signal-to-Noise Ratio*). PSNR adalah salah satu metrik pengukuran yang berdasarkan matematik selain daripada MSE (*Mean Squared Error*), RMSE (*Root Mean Squared Error*), MAE (*Mean Absolute Error*) dan SNR (*Signal to Noise*) [4]. Dari konteks pengoptimuman, metrik berujukan penuh PSNR masih digunakan secara meluas sebagai penilai kualiti imej disebabkan ia mempunyai jalan pengiraan yang mudah, senang untuk difahami dan mudah melaksanakan algoritma matematikanya. Tambahan lagi, metrik ini juga bebas daripada syarat penglihatan dan pemerhati individu. Namun demikian, ia tidak begitu berkesan dalam mengenal pasti kualiti imej ujian [5]. Tambahan lagi, PSNR menunjukkan korelasi yang sangat rendah dengan pengamatan manusia berdasarkan dapatan daripada pengesanan metrik kualiti dengan menggunakan pangkalan data imej TID2008 [6].

Metrik baru PSNR-HVS dibangunkan bagi meningkatkan prestasi metrik yang sebelumnya iaitu PSNR. Ciri-ciri yang terdapat pada HVS diambil kira di dalam reka bentuk dan pengubahsuaian metrik baru PSNR-HVS. Ciri-ciri HVS yang dimasukkan ke dalam pembangunan PSNR-HVS adalah kebolehan untuk mengenal pasti degradasi pada frekuensi yang rendah dan juga kepekaan terhadap perubahan kontras dan hingar dalam suatu imej [7]. Keputusan analisis daripada eksperimen psikofizikal di mana nilai pengukuran min gangguan kemerosotan biasa menunjukkan bahawa metrik yang dicadangkan, PSNR-HVS menunjukkan korelasi yang lebih baik terhadap penilaian subjektif, skor min pemerhati (*Mean Observer Score - MOS*) daripada PSNR. Skor daripada penyertaan pemerhati akan dipuratakan bagi mengira nilai MOS [8]. Pengiraan metrik PSNR-HVS menggunakan variasi pengiraan daripada metrik MSE yang diubahsuai ke dalam blok menggunakan matriks faktor pembetulan untuk pekali DCT (*Discrete Cosine Transform*) yang dirumuskan dari jadual pengkuantuman piawai JPEG (*Joint Photographic Experts Group*). Tambahan lagi, PSNR-HVS juga merangkumi ciri-ciri kepekaan mata manusia kepada min frekuensi spatial [9].

Pengiraan PSNR-HVS ditunjukkan pada Rajah 1 dibawah:



Rajah 1 Carta alir bagi pengiraan PSNR-HVS

Pengeluaran min anjakan (*mean shift*) dan kontras regangan (*contrast stretching*) dilakukan dengan menggunakan kaedah tettingkap imbasan. Kaedah pengimbasan tettingkap bergerak secara mendatar dan menegak (piksel demi piksel) melalui semua baris dan lajur, bermula dari bahagian atas-kiri pada imej tertentu dengan saiz $B \times B$, sehingga sudut bawah-kanan dicapai.

Algoritma versi PSNR telah diubahsuai dengan penambahan kriteria HVS di dalam ungkapan MSE^H.

$$10 \log_{10} \frac{255^2}{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{m=1}^8 \sum_{n=1}^8 \left(X[m,n]_{ij}^e - X[m,n]_{ij} \right)^2 T_c[m,n]} \quad (1)$$

Persamaan (1) menunjukkan MSE^H dikira dengan mengambil kira HVS dan diberikan sebagai:

$$MSE^H = \sum_{j=1}^M g_j = 1 K \sum_{i=1}^{I-7} \sum_{j=1}^{J-7} \sum_{m=1}^8 \sum_{n=1}^8 \left(X[m,n]_{ij}^e - X[m,n]_{ij} \right)^2 T_c[m,n] \quad (2)$$

di mana, (I, J) adalah saiz imej, $K = 1/[(I-7)(J-7)8]$, X_{ij} adalah pekali DCT bagi blok imej bersaiz 8×8 , X_{ij}^e adalah pekali DCT bagi blok yang bersamaan dengan imej rujukan dan T_c mewakili metrik faktor pembetulan pada persamaan (2) [8].

Analisis perbandingan yang dijalankan ke atas pangkalan data imej awam, TID2008 untuk kegunaan aplikasi praktikal yang biasa seperti penapisan imej dan pemampatan imej *lossy* menunjukkan bahawa metrik PSNR-HVS menghasilkan keputusan yang agak baik [6]. Ini membuktikan metrik PSNR-HVS sesuai digunakan untuk beberapa jenis degradasi imej seperti beberapa jenis hingar, kabur *Gaussian* dan *denoising* imej [6], [10].

Berdasarkan kajian skema pengelasan yang menggunakan ANN (*Artificial Neural Network*) untuk mengenalpasti jenis degradasi yang terdapat pada imej sebelum menilai kualiti imej tersebut mendapati metrik PSNR-HVS dapat berfungsi dengan baik pada jenis degradasi pemampatan JPEG [11]. Selain itu, hasil eksperimen mengenai kesan penapisan imej terhadap peningkatan kualiti visual imej pra-proses menunjukkan metrik PSNR-HVS selepas dibuang hingar *Gaussian* lebih bermakna di dalam menilai kualiti imej visual daripada metrik-metrik lain [9].

Walaubagaimanapun, PSNR-HVS sering menunjukkan prestasi yang lemah pada jenis degradasi yang rumit seperti hingar impuls, pola hingar yang tidak keeksentrikan dan degradasi *block-wise* setempat yang berbeza intensiti [6]. Selain itu, PSNR-HVS tidak dapat melaksanakan proses penilaian dengan baik apabila ia dikendalikan pada imej degradasi oleh min anjakan dan kontras regangan [10]. Hal ini berlaku disebabkan oleh terdapatnya ketidaksinambungan yang kuat pada imej asal. Hal ini terjadi apabila metrik PSNR-HVS perlu memecahkan imej kepada serpihan kecil semantik yang tidak bermakna kerana setiap blok imej mempunyai saiz yang tetap dibahagikan untuk diproses secara berasingan [12].

Terdapat banyak penyelidikan yang dilaksanakan bagi meningkatkan keberkesanan metrik PSNR-HVS supaya ia boleh digunakan secara meluas di dalam sistem penilaian kualiti imej digital. Tong, Konik dan Cheikh (2010), telah membentangkan metrik PSNR-HVS yang dipertingkatkan prestasinya dengan mengenalkan peta *saliency* yang boleh membantu dalam menumpukan kepada kawasan yang segera menarik perhatian pemerhati. Pendekatan ini dapat membangunkan keupayaan maklumat *saliency* untuk meniru ciri-ciri HVS dan menggabungkan kepada metrik kualiti imej objektif yang sedia ada. Hasil eksperimen menunjukkan prestasi metrik PSNR-HVS yang dipertingkatkan berdasarkan peta *saliency* berjaya dalam mengukur kualiti imej pada jenis degradasi min anjakan dan kontras regangan. Elemen perhatian visual pada kaedah ini dianggap lebih efektif daripada metrik asal PSNR-HVS [12].

Selain itu, metrik PSNR-HVS turut ditambah dengan pengubahsuaian pemberat piawaian MSE (wMSE). Perubahan versi MSE dalam pengiraan PSNR-HVS ini adalah melalui perbezaan nilai imej penapisan di antara imej bebas hingar yang biasanya lebih besar saiznya daripada imej hingar. Metrik yang diubahsuai ini adalah berdasarkan andaian adalah penting bagi pemerhati manusia untuk menilai sesuatu imej yang bahagian tepi atau perincian imej tersebut tidak kelihatan comot. Hasil daripada eksperimen menunjukkan degradasi pada bahagian tepi atau perincian setempat imej ini telah diberi perhatian oleh pemerhati bagi metrik wPSNR-HVS yang baru dipertingkatkan ini. Kemudian metrik yang telah dimodifikasi ini juga mampu dalam memilih penapisan yang lebih berkesan dalam menyediakan kualiti visual yang lebih baik [13].

Secara rumusnya disini adalah metrik PSNR-HVS adalah hasil daripada metrik pendahulu PSNR yang telah dipertingkatkan prestasinya dan mengambil ciri-ciri yang terdapat pada HVS dalam meningkatkan prestasi ramalannya dalam menilai kualiti suatu imej. Penambahan ciri-ciri HVS ini dalam rangka PSNR-HVS berjaya mengatasi masalah PSNR sebelum ini dan mampu mengenalpasti kualiti imej yang mempunyai jenis degradasi seperti

pemampatan dan *lossy*. Namun begitu, PSNR-HVS masih lagi bermasalah dalam menilai degradasi jenis min anjakan dan kontras regangan.

2.2 MAD (Most Apparent Distortion)

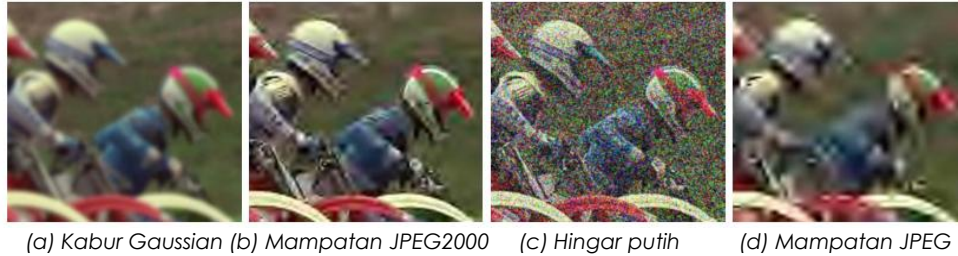
Chandler dan Larson (2010), mengemukakan satu metrik baru untuk sistem PKID merangkumi ciri-ciri HVS yang dipanggil sebagai MAD (*Most Apparent Distortion*). MAD memberi penekanan kepada degradasi yang paling jelas kelihatan dan diperakui sendiri oleh pemerhati manusia. Apabila ingin menentukan kualiti suatu imej menggunakan metrik ini adalah wajar untuk menganggap bahawa HVS boleh melaksanakan pelbagai strategi dalam beberapa keadaan yang berbeza (contohnya, pada imej yang berbeza, kawasan imej yang berbeza, dan/atau untuk pelbagai jenis degradasi) [3]. Berdasarkan strategi-strategi yang dilaksanakan oleh HVS semasa menentukan kualiti, metrik MAD cuba menjelaskan dengan dua strategi yang berbeza.

1. Strategi yang berasaskan pengesanan untuk menilai imej berkualiti tinggi yang degradasinya hanya samar-samar kelihatan (*near-threshold*);
2. Strategi yang berasaskan penampakan untuk menilai imej berkualiti rendah yang degradasinya jelas kelihatan (*suprathreshold*).

Kedua-dua strategi ini adalah hasil dari pemerhatian Chandler dan Larson (2010) terhadap strategi HVS yang biasanya ditumpukan kepada pelbagai aspek imej. Daripada eksperimen yang dijalankan ke atas imej berkualiti tinggi yang degradasinya hanya samar-samar kelihatan (*near-threshold*), biasanya HVS akan cuba untuk mencari kewujudan degradasi pada imej tersebut [3]. Dalam erti kata lain, imej jelas kelihatan maka HVS cuba untuk melihat di sebalik imej tersebut dan mencari kesan-kesan degradasi yang mungkin terdapat pada imej tersebut (strategi berasaskan pengesanan) seperti yang ditunjukkan pada Rajah 2.



Rajah 2 Imej yang mengandungi degradasi yang hanya samar-samar kelihatan (*near-threshold*)



Rajah 3 Imej yang mengandungi degradasi yang jelas kelihatan (*suprathreshold*)

Manakala dalam imej berkualiti rendah di mana degradasinya jelas kelihatan (*suprathreshold*), HVS akan cuba untuk mengetepikan degradasi dan mencari maklumat subjek dalam imej tersebut (strategi berasaskan penampakan) seperti yang ditunjukkan pada Rajah 3.

Dua langkah pengiraan yang berasingan di dalam metrik MAD ini memerlukan strategi-strategi asas ini. Langkah pengiraan pertama direka untuk pengukuran yang berasaskan pengesanan (imej berkualiti tinggi) adalah memasukkan sensitiviti kontras, *luminance* setempat, dan topeng kontras ke dalam degradasi teranggar. Kemudian, degradasi teranggar ini dikira sebagai pemberat penglihatan menggunakan ralat setempat dalam domain tanpa pemberat itu. Langkah pengiraan kedua direka untuk pengukuran yang berasaskan penampakan (imej berkualiti rendah), menilai degradasi teranggar berdasarkan perubahan yang terdapat pada bacaan statistik semasa di antara subband imej asal dan subband imej herotan.

Akhir sekali, dengan menggunakan min geometri pada kualiti berasaskan pengesanan dan penampakan sebagai pemberat di mana ia ditentukan berdasarkan tahap anggaran daripada keseluruhan kualiti imej degradasi. Bagi degradasi *suprathreshold*, pemberat banyak digunakan pada strategi yang berasaskan penampakan, manakala imej yang mengandungi degradasi *near-threshold*, pemberat banyak digunakan pada strategi berasaskan pengesanan [3].

Menurut hasil keputusan analisa prestasi MAD, metrik MAD yang dicadangkan ini menunjukkan prestasi yang baik ke atas imej daripada pangkalan data imej TID, pangkalan data imej LIVE, pangkalan data imej Toyama dan pangkalan data imej CSIQ. Terdapat peningkatan ketara dalam menganggarkan penilaian subjektif yang mana telah dicapai dalam membezakan kepada beberapa metrik yang sedia ada [14].

Selain itu, metrik MAD muncul sebagai pengukur kualiti objektif berujukan penuh yang terbaik selepas ujian perbandingan di antara enam penilai kualiti imej berujukan penuh yang popular iaitu MSE, SSIM, MS-SSIM, IW-SSIM dan VIF. Dapatan ini ditemui selepas eksperimen ke atas algoritma objektif PKID menggunakan pangkalan data kualiti imej umum yang baru VCL@Fer. Matlamat utama pangkalan data ini dibangunkan adalah supaya algoritma

objektif PKID mempunyai dengan sistem piaiwaan khas yang digunakan sebagai penanda aras dalam kualiti imej. Berdasarkan daripada pangkalan data ini, metrik MAD mendapat keputusan yang terbaik mengikut pengukuran korelasi Spearman dan Kendall yang dikira sebagai min aritmetik ataupun pemberat min aritmetik [15].

Walaupun metrik MAD telah disyorkan oleh ramai penyelidik untuk menilai kualiti imej teranggar terutamanya imej yang berkualiti tinggi, terdapat beberapa kelemahan yang boleh didapati pada metrik ini. Metrik MAD didapati mengambil masa yang lebih lama daripada metrik IW-SSIM untuk mengeluarkan keputusan penilaian semasa proses pengiraan algoritmanya pada penapis *Gabor* sebanyak 5 skala dan 4 orientasi [15]. Hal ini mungkin disebabkan kekangan MAD terhadap pengiraan algoritmanya yang secara relatifnya agak rumit dan proses pengiraannya mengagihkan cetakan memori kepada leraian log-*Gabor* untuk pengiraan imej berkualiti rendah [3]. Selain itu, MAD juga mempunyai masalah dalam menilai kualiti imej yang degradasinya tidak seragam seperti kehilangan paket maklumat dan hingar impuls. Masalah ini berlaku apabila tiada pemetaan tertentu yang ditemui pada MAD yang boleh menyatakan kuantiti pada setiap bahagian imej dan seterusnya dalam menentukan strategi yang bersesuaian, sama ada berdasarkan pengesanan atau penampakan untuk dilaksanakan. Antara perkara lain yang dinyatakan oleh penyelidik adalah MAD tidak berfungsi untuk degradasi dari imej yang berwarna dan juga kesan topeng yang berkaitan dengan warna. Selain itu, perkara yang masih perlu dipertingkatkan adalah jarak penglihatan dengan penambahan penapisan model topeng dan leraian log-*Gabor* [3].

Dalam usaha untuk meningkatkan keupayaan metrik MAD, metrik yang baru dipertingkatkan dikenali sebagai F-MAD telah diperkenalkan dalam satu kajian bagi mengkaji penggabungan antara ciri-ciri rekabentuk PSNR ke dalam algoritma pengiraan MAD. Metrik PSNR dipilih dalam penggabungan ini kerana PSNR masih lagi berfungsi lebih baik daripada metrik lain dalam menilai jenis degradasi *most addictive noise* dan perubahan pada degradasi berasaskan piksel meskipun PSNR tidak berupaya dalam meramalkan kualiti imej setepat penilaian kualiti subjektif. Perbezaan di antara ciri-ciri peringkat rendah metrik PSNR seperti

jarak ringan (*lightness*), jarak warna, kontras, kekuatan pinggir imej dan ketajaman daripada imej asal kepada imej degradasi boleh dikira untuk mendapatkan kualiti imej. Hasil daripada gabungan ini membawa kepada peningkatan prestasi metrik MAD supaya dapat menilai pada imej yang berwarna [16].

3.0 KAEDAH BERDASARKAN PRINSIP STRUKTUR IMEJ

Penggunaan struktur imej sebagai proksi dalam mengukur degradasi kualiti imej telah menjadi fokus utama sebagai dorongan dalam penilaian kualiti imej digital (PKID). Chandler dan Lardon (2010) percaya bahawa pendekatan ini telah mengembangkan HVS dengan cara mengeluarkan struktur dari persekitaran asalnya. Oleh itu, struktur bagi imej berkualiti tinggi adalah bersamaan dengan imej asalnya, manakala struktur bagi imej berkualiti rendah adalah tidak sama dengan imej asalnya. Kaedah jenis ini menunjukkan pencapaian yang bagus untuk imej yang berkualiti rendah dan mengandungi banyak degradasinya. Dua metrik biasa yang menggunakan prinsip struktur imej ini adalah MS-SSIM dan IW-SSIM [3].

3.1 MS-SSIM (Multi scale - Structural Similarity Method)

MS-SSIM adalah satu kaedah lanjutan dari SSIM (*Structural Similarity Index Method*) [17]. Seperti juga SSIM, MS-SSIM berdasarkan andaian atas-bawah bahawa HVS telah berkembang untuk memproses struktur daripada imej asalnya supaya ia boleh membuat anggaran yang baik terhadap kualiti imej teranggar [18]. Salah satu sebab mengapa SSIM dinaiktarafkan kepada MS-SSIM adalah disebabkan oleh penggunaan pendekatan berskala tunggal untuk menilai kualiti imej. Pendekatan berskala tunggal dianggap sebagai kelemahan kerana skala yang sebetulnya bergantung kepada keadaan penglihatan (contohnya, resolusi paparan dan jarak penglihatan). Wang, Simoncelli and Bovik (2003), telah mencadangkan satu kaedah persamaan struktur berskala pelbagai dan membangunkan pendekatan baru imej berasaskan sstesis untuk

menentukan parameter yang pemberatnya berkepentingan relatif di beberapa skala imej [18].

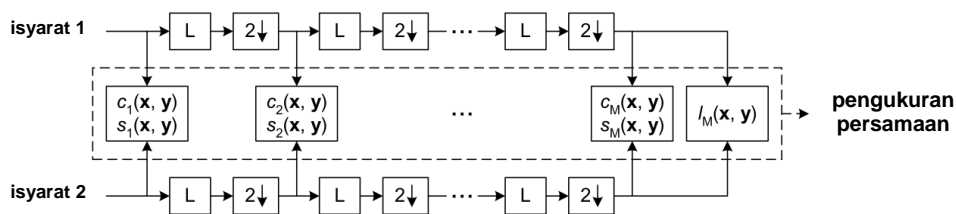
Persamaan struktur berskala pelbagai terdiri daripada beberapa lapisan SSIM. Algoritma mengira nilai skala pelbagai SSIM ini pada beberapa skala imej (resolusi). Kualiti imej dianggarkan dengan menjalankan algoritma pada skala yang berbeza untuk jarak penglihatan yang berbeza. MS-SSIM juga mengurangkan penekanan pada komponen *luminance* berbanding komponen kontras dan struktur. Rajah 4 yang ditunjukkan di bawah adalah cadangan sistem kepada kaedah SSIM berskala pelbagai untuk penilaian kualiti imej.

Isyarat imej rujukan dan imej degradasi diambil sebagai input dan sistem akan mengenakan laluan jalur rendah dengan mengambil sampel penapisan imej dengan faktor 2 (seperti yang ditunjukkan pada Rajah 4) secara berulang-ulang. Elemen indeks SSIM yang dikenakan kepada setiap skala, diindeks daripada 1 (imej asal) melalui skala terbaik M yang diperolehi selepas pengulangan $M-1$. Setiap istilah kontras $c_j(x, y)$ dan struktur $s_j(x, y)$ dikira pada setiap skala persamaan (3). Secara keseluruhan pengiraan MS-SSIM diperolehi daripada gabungan pengukuran kontras, struktur dan perbandingan *luminance* pada skala yang berbeza.

$$MS-SSIM(x, y) = \hat{I}_M(x, y) \prod_{j=1}^M \tilde{O}^{a_M} \hat{c}_j(x, y)^{b_j} \hat{s}_j(x, y)^{g_j} \quad (3)$$

Di mana biasanya $M = 5$, dan eksponen a_M, b_j dan g_j yang dipilih supaya $a_M = b_j = g_j$ dan $\hat{a}_{j=1}^M g_j = 1$. Pendekatan sintesis imej adalah dimana imej akan disintesis mengikut ujian subjektif di mana ia menghasilkan tekstur dengan statistik yang hampir sama dengan tekstur asal yang akan dihasilkan, dan pemerhati manusia akan menilai persamaan kedua-dua tekstur. Pendekatan ini digunakan untuk menentukan kepentingan relatif bagi skala yang berbeza [18].

Keputusan yang diperolehi daripada eksperimen menggunakan pangkalan data imej LIVE, menunjukkan kaedah berskala pelbagai dengan tetapan parameter yang bersesuaian ini melebihi jangkauan model terbaik berskala tunggal SSIM dan begitu juga dengan metrik baru bagi kualiti imej. Tambahan pula, eksperimen ini juga menunjukkan



Rajah 4 Sistem pengukuran skala pelbagai persamaan berstruktur. L: laluan jalur rendah; 2↓: persampelan (*down-sampling*) oleh 2

bahawa apabila skala bagi degradasi meningkat, skor untuk model berskala tunggal juga semakin tinggi. Salah satu sebab, perkara ini berlaku adalah disebabkan teknik pengekodan imej (seperti JPEG dan JPEG2000) di mana butiran yang berskala kecil telah dimampatkan ke tahap yang lebih tinggi daripada struktur berskala rendah (*coarse-scale*), dan dengan itu imej degradasi “kelihatan” lebih serupa dengan imej yang asal sekiranya dinilai pada skala yang lebih besar. Secara keseluruhannya, MS-SSIM telah menunjukkan peningkatan pada korelasi di antara indeks MS-SSIM dan ujian subjektif kualiti. Pendekatan berskala pelbagai lebih fleksibel daripada berskala tunggal dari segi gabungan butiran imej pada resolusi imej yang berbeza dan keadaan penglihatan [18]. Selain itu, kajian lain bagi perbandingan IQA juga menunjukkan metrik MS-SSIM sebagai metrik yang terbaik daripada metrik lain yang sedia ada [19], [20].

Walaupun para penyelidik telah menunjukkan metrik MS-SSIM sebagai salah satu metrik yang boleh dipercayai dalam menganggar kualiti imej, terdapat beberapa jenis degradasi yang masih belum sesuai digunakan oleh MS-SSIM. Menurut M. Cadik (2012), pelaksanaan MS-SSIM sangat dipengaruhi oleh sensitiviti yang berlebihan terhadap degradasi yang terhasil daripada kesan rendering (kecerahan dan kontras perubahan) berdasarkan kebolehppercayaan MS-SSIM terhadap pengukuran korelasi [21]. Selain itu juga, MS-SSIM juga mempunyai masa pengiraan yang lama berbanding algoritma metrik SSIM. Ini menjadikan MS-SSIM kurang cekap untuk diaplikasikan pada masa nyata [22].

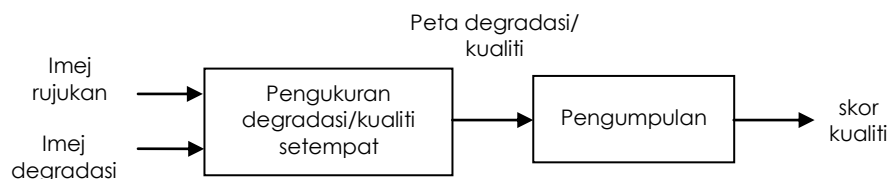
Li dan Bovik (2009) melihat batasan MS-SSIM ini dan menggunakannya untuk membangunkan metrik MS-SSIM yang diubahsuai yang dipanggil tiga komponen MS-SSIM (3-MS-SSIM). Tiga komponen ini adalah berdasarkan setiap imej masing-masing dipecahkan kepada (i) ketepian; (ii) kelicinan; dan (iii) tekstur. Penyelidik juga berpendapat bahawa kawasan imej yang berlainan mempunyai kepentingan yang berbeza untuk persepsi penglihatan. Seperti yang ditunjukkan oleh keputusan eksperimen yang dijalankan bagi meningkatkan kualiti imej kabur dan hingar, 3-MS-SSIM memberikan keputusan yang selaras dengan penilaian subjektiviti manusia, dan juga menyampaikan prestasi yang lebih baik daripada MS-SSIM terhadap lima jenis imej degradasi (contohnya JPEG, JPEG2000, hingar putih (WN), *Gaussian Blur* (GBLur) dan *Fastfading* (FF)) berdasarkan pangkalan data imej LIVE [23].

Pelaksanaan metrik MS-SSIM metrik pada aplikasi masa nyata adalah sukar kerana proses pengiraannya untuk menilai kualiti imej mengambil masa yang lebih lama. Chen dan Bovik (2011) memperkenalkan reka bentuk algoritma berujukan penuh yang boleh dilaksanakan pada masa nyata yang pantas dan dengan jalan pengiraan yang mudah. Versi MS-SSIM yang kurang merumitkan ini dipanggil sebagai *Fast MS-SSIM*. Jalan pengiraan pada reka bentuk metrik *Fast MS-SSIM* ini dipermudahkan pada persamaan *luminance* dengan mengeluarkan punca kuasa dua dan juga kesemua pengiraan dikurangkan kepada operasi integer yang akan membolehkan reka bentuk tingkap integer yang fleksibel bagi membantu meningkatkan keupayaan penilaian kualiti algoritma tanpa meningkatkan kerumitan pengiraan. Berdasarkan eksperimen yang menggunakan pangkalan data kualiti imej LIVE, metrik cadangan *Fast MS-SSIM* dapat beroperasi lebih baik daripada MS-SSIM di dalam menilai kualiti imej. Hasil daripada perudahan kerumitan pengiraan ini, masa pemrosesan bagi algoritma *Fast MS-SSIM* adalah kira-kira 10 kali lebih cepat daripada algoritma MS-SSIM dengan menghasilkan prestasi masa nyata (25.31fps) tanpa pengoptimuman. Hal ini menyebabkan ia berjaya mencapai prestasi masa nyata dengan pengoptimuman yang mudah [22].

3.2 IW-SSIM (Information Content Weighting Structural Similarity Method)

Semasa proses mereka bentuk algoritma PKID yang baru terutamanya yang berujukan penuh (rujukan penuh, dimana imej yang digunakan sebagai rujukan boleh diakses sepenuhnya semasa menilai imej degradasi), biasanya menggunakan dua peringkat struktur yang sama, seperti yang ditunjukkan pada Rajah 5 [24].

Pada peringkat pertama, degradasi/kualiti imej diakses secara setempat, dimana setempat itu boleh ditakrifkan sebagai ruang, skala (atau frekuensi ruang) dan orientasi. Biasanya, proses pengukuran setempat boleh mengakibatkan peta kualiti ditakrifkan sama ada berada di dalam domain ruang ataupun bertukar menjadi domain (contohnya disini subband gelombang kecil). Kemudian pada peringkat kedua algoritma PKID, algoritma pengumpulan digunakan untuk menukarkan peta kualiti atau degradasi kepada skor yang berkualiti tunggal [24]. Beberapa kajian telah

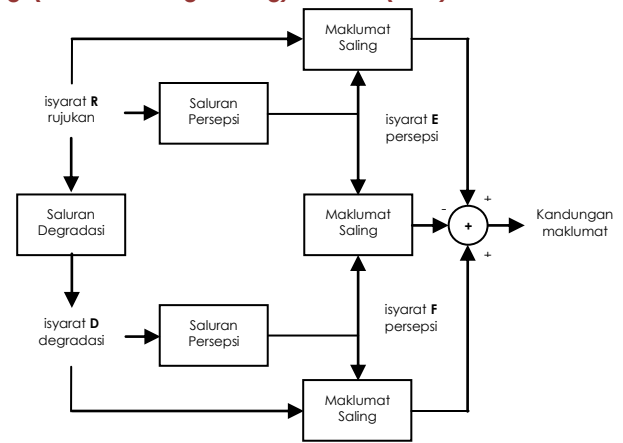


Rajah 5 Dua peringkat struktur sistem PKID – pengukuran degradasi/kualiti setempat diikuti dengan pengumpulan

mendapati bahawa pengukuran kualiti setempat menunjukkan kemajuan yang ketara dalam reka bentuk suatu algoritma PKID, tetapi masih perlu lebih banyak kajian yang dilaksanakan bagi memahami peringkat pengumpulan [25]. Terdapat asas hipotesis mengenai strategi pengumpulan ini yang dikaitkan dengan penetapan visual manusia atau visual pengesanan kawasan yang penting [26]. Walaubagaimanapun, secara praktikalnya peringkat pengumpulan biasanya dilaksanakan secara mudah atau ad-hoc disebabkan kekurangan prinsip teori sebagai asas bagi pembangunan model pengiraan yang boleh dipercayai [24].

Masalah pengumpulan PKID ini boleh diselesaikan dengan melihat masalah ini daripada sudut pandangan teori maklumat. Komponen imej yang mengandungi banyak kandungan maklumat akan lebih menarik perhatian visual [27]. Statistik teori maklumat ini digunakan supaya kandungan maklumat setempat boleh diukur dalam unit bit, dengan syarat bahawa model imej statistik boleh didapati. Pengukuran kandungan maklumat setempat boleh digunakan sebagai pemberat PKID. Pendekatan kaedah ini adalah berasaskan *saliency*, tetapi fungsi pemberat yang dihasilkan juga mempunyai hubungan yang menarik dengan kualiti atau degradasi berasaskan kaedah pengumpulan. Wang dan Li (2011) menggunakan pengukuran kandungan maklumat setempat ini sebagai pemberat di dalam PKID untuk membangunkan kaedah pemberat berdasarkan kandungan maklumat kepada GSM (campuran skala *Gaussian*) model imej semula jadi dan digabungkan dengan kaedah skala pelbagai PKID (seperti kaedah di dalam metrik MS-SSIM) [24].

Pengiraan imej kandungan maklumat bergantung kepada model imej statistik yang baik. Model GSM telah diguna pakai untuk model imej statistik di dalam PKID ini berdasarkan pendekatan yang berjaya dalam imej *denoising* [28]. Kerangka GSM juga didapati pada model berkuasa untuk pemodelan statistik pada kumpulan piksel yang berhampiran. Lingkungan ini biasanya terdiri daripada satu set kejiranan pekali dalam pelbagai resolusi domain pemindahan imej. Pendekatan konsep teori maklumat PKID ini menunjukkan bahawa maklumat yang terkandung di dalam suatu imej tidak boleh disamakan dengan jumlah maklumat yang dianggap oleh sistem visual. Idea untuk menggunakan maklumat saling di antara gambar sebelum dan selepas saluran persepsi visual, membawa kepada model yang dicadangkan untuk mengira kandungan maklumat persepsi seperti yang digambarkan dalam Rajah 6.



Rajah 6 Pengiraan kandungan maklumat

Menurut R.Soundararajan (2013), model IW-SSIM boleh dibahagikan kepada beberapa kumpulan model statistik kejadian asalnya. Kumpulan ini mengandungi algoritma yang dapat menangkap kebiasaan pada imej asal dan cuba untuk mengukur bagaimana kebiasaan ini diubahsuai atau hilang apabila gangguan berlaku. Secara umumnya IW-SSIM mempunyai korelasi yang terbaik dengan metrik lain seperti IFC (*Information Fidelity Criterion*), VIF (*Visual Information Fidelity*), VIFP (*Visual Information Fidelity Pixel*), dan IW-PSNR [29].

Berdasarkan daripada ujian yang ekstensif menggunakan enam pangkalan data imej yang boleh didapati secara umum, IW-SSIM mencapai prestasi keseluruhan yang terbaik sekiranya ia digabungkan dengan persamaan struktur yang berskala pelbagai (MS-SSIM). Hasil daripada eksperimen ini menunjukkan bahawa pemberat yang optimum untuk peringkat pengumpulan seharusnya berkadar terus dengan kandungan maklumat tempatan yang diukur dalam unit bit. Kombinasi yang serasi beberapa pendekatan dalam penyelidikan PKID seperti leraian imej yang berskala pelbagai diikuti oleh pemberat berskala varian, pengukuran kualiti setempat berasaskan SSIM dan maklumat akhir bagi analisis teori kandungan maklumat visual dan fideliti telah membuktikan kejayaan IW-SSIM. Satu lagi penemuan yang tidak dijangka dengan penglibatan pemberat kandungan maklumat dan kaedah ini boleh digunakan pada metrik yang paling dikritik PSNR dan boleh menukar PSNR sebagai pengukur kualiti imej yang kompetitif berbanding metrik yang baru dibina.

Terdapat eksperimen lain yang menggunakan pangkalan data kualiti imej baru VCL@FER yang mengandungi empat jenis degradasi, enam peringkat pada setiap degradasi dan 23 imej rujukan yang berbeza (552 imej degradasi). Pengujian pangkalan data baru ini menggunakan enam pengukuran kualiti iaitu MSE, SSIM, MS-SSIM, VIF, IW-SSIM dan MAD. Selepas imej dibandingkan merentas pangkalan data imej, korelasi boleh dikira menggunakan min aritmetik atau pemberat min aritmetik. Hasil eksperimen ini menunjukkan keputusan korelasi yang terbaik diperolehi

menggunakan metrik IW-SSIM bergantung pada jenis korelasi dan fungsi yang sesuai [15].

Metrik IW-SSIM dikenali dalam menggunakan prinsip kaedah persamaan struktur imej. Kaedah ini diterima secara meluas kerana ketepatannya dalam menilai kualiti imej yang lebih baik daripada metrik yang sedia ada. Selain itu, ia juga menggunakan pengukuran kualiti secara berpiksel dan juga formula matematik mudah yang membantu untuk membuat analisis dan pengoptimuman kualiti imej.

Namun begitu, IW-SSIM kurang berupaya dalam meramal kualiti relatif imej kabur bersama hingar putih. Tambahan lagi, kaedah IW-SSIM masih perlu dipertingkatkan disebabkan model imej yang digunakan sekarang adalah berdasarkan kepada statistik kandungan maklumat setempat sahaja. Ketepatan pengiraan kandungan maklumat juga perlu dipertingkatkan supaya ia boleh digunakan pada model yang lebih canggih yang dapat menangkap ciri-ciri bukan biasa terdapat pada imej asalnya dan kebiasaan orientasi. Kelemahan lain adalah imej yang digunakan untuk pengujian mesti ditukarkan kepada skala kelabu walaupun imej daripada pangkalan data yang diambil adalah imej berwarna. Ini membuatkan metrik tidak sesuai digunakan pada aplikasi masa nyata.

Walaupun metrik IW-SSIM mempunyai kelemahannya sendiri, Liu, Lin dan Narwaria (2012) masih menggunakan metrik ini untuk melihat perbezaan di antara IW-SSIM dan skema baru PKID. Skema baru PKID ini berdasarkan persamaan kecerunan/ketepian yang digunakan untuk mengukur perubahan *luminance* dan struktur kontras di dalam imej. Secara keseluruhannya, metrik IW-SSIM dan skema cadangan memberikan prestasi yang konsisten dan stabil di semua enam pangkalan data kualiti imej dalam perbandingan ini.

Walaupun bagaimanapun, berdasarkan eksperimen yang dijalankan metrik IW-SSIM menunjukkan prestasi yang kurang baik pada pangkalan data imej A57 [30].

E.Dumic, S. Grgic and M.Grgic (2014) juga menggunakan metrik IW-SSIM untuk membuat perbandingan metrik kualiti imej yang berjukan penuh dinamakan sebagai IQM2. IQA baru ini adalah berdasarkan SSIM dan SPWT (*Steerable Pyramid Wavelet Transform*). Rangka kerja IQM2 ini dimulakan dengan leraian pada imej rujukan dan degradasi menggunakan SPWT dengan nombor orientasi yang berlainan dan nombor skala yang maksimum. Pengukuran IQM2 dikira sebagai kombinasi kontras dan struktur SSIM dan hanya untuk pekali pass band pada setiap peringkat leraian imej. Apabila dibandingkan dari segi korelasi pada setiap tujuh pangkalan data imej yang berbeza, metrik IW-SSIM berjaya menghasilkan korelasi yang terbaik pada pangkalan data imej IVC (*Image and Video Communication*) berbanding metrik baru IQM2 [31].

4.0 PERBANDINGAN DI ANTARA KAEDAH BERDASARKAN CIRI-CIRI HVS DAN PRINSIP STRUKTUR IMEJ

Keempat-empat metrik yang telah dibincangkan sebelum ini adalah kaedah penilaian kualiti imej yang berjukan penuh, di mana (rujukan) imej asal dan degradasi akan menjadi input dan hasil outputnya adalah ramalan kualiti visual imej relatif yang ditukarkan daripada imej asal. Terdapat beberapa ciri-ciri yang boleh membezakan diantara setiap kaedah penilaian kualiti imej. Jadual 1 merupakan rumusan daripada perbezaan diantara kaedah berdasarkan HVS dan prinsip struktur imej.

Jadual 1 Perbandingan kaedah berdasarkan ciri-ciri HVS dan prinsip struktur imej

	Kaedah berdasarkan ciri-ciri HVS	Kaedah berdasarkan prinsip struktur imej
Kaedah	Kaedah ini memfokuskan kepada penggunaan fisiologikal visual berkomputer dan model psikologikal sistem penglihatan manusia.	Berdasarkan kepada atas-bawah mengekstrak struktur maklumat daripada kejadian yang boleh membuat penanggaran yang baik terhadap pengamatan kualiti imej.
Jenis imej	Baik digunakan pada imej berkualiti tinggi (mengandungi degradasi <i>near-threshold</i>).	Baik digunakan pada imej berkualiti rendah (degradasi <i>suprathreshold</i>).
Jenis degradasi	Sesuai untuk penapisan imej dan pemampatan imej <i>lossy</i> .	Sesuai untuk pemampatan imej dengan JPEG dan JPEG2000.
Tempoh pengiraan	Masa pengiraan yang lama untuk mengukur kerana algorithm pengiraannya yang kompleks terutamanya pengiraan MAD.	Pengiraan yang sederhana disebabkan masih ada lagi metric yang telah dipertingkatkan prestasinya mampu mengira 10 kali lebih pantas daripada MS-SSIM.
Penilaian terhadap kualiti imej	Strategi HVS mengambil kira kepada penilaian kualiti imej seperti kemampuan untuk mengenalpasti degradasi frekuensi rendah dan juga sangat sensitif terhadap perubahan kontras dan hingar di dalam imej.	Tiga istilah (<i>luminance</i> , kontras dan struktur) digunakan dalam penilaian kualiti imej.

5.0 KESIMPULAN

Kertas kerja ini telah membincangkan perbandingan dan rumusan mengenai dua kaedah yang sering digunakan di dalam sistem penilaian kualiti imej digital (PKID). Kaedah berdasarkan ciri-ciri yang terdapat pada HVS dan prinsip struktur imej membuktikan bahawa kaedah ini boleh digunakan untuk meramal ketepatan metrik yang relatif kepada penilaian subjektif manusia. Hasil daripada perbandingan yang dilakukan pada kedua-dua kaedah ini menunjukkan setiap metrik mempunyai kelebihan dan kelemahan yang tersendiri. Metrik PSNR-HVS dan MAD yang menggunakan kaedah berdasarkan ciri-ciri HVS sesuai digunakan untuk menilai imej yang berkualiti tinggi manakala bagi imej berkualiti rendah, kaedah ini tidak dapat beroperasi dengan baik. Bagi metrik MS-SSIM dan IW-SSIM yang menggunakan kaedah prinsip struktur imej menunjukkan pencapaian yang bagus untuk imej yang berkualiti rendah dan mengandungi banyak degradasi. Bagi meningkatkan algoritma untuk lebih pantas dalam proses pengiraan, jalan pengiraan yang mudah, tepat meramalkan kualiti imej serta boleh diaplikasikan pada masa nyata, pembangunan reka bentuk metrik yang baru dan dipertingkatkan prestasinya masih perlu dibangunkan bagi mengatasi kekurangan pada metrik sedia ada. Penyelidikan ini diharapkan dapat membantu penyelidik merujuk dalam mengenalpasti kualiti metrik yang biasa digunakan bagi menentukan kualiti imej digital kepada penyelidik yang baru di dalam bidang pemprosesan imej ini.

Penghargaan

Penyelidikan ini disokong sepenuhnya oleh Skim Geran Pembudayaan Penyelidikan (RAGS), 2013-0161-109-72 daripada Universiti Pendidikan Sultan Idris (UPSI) dan Kementerian Pendidikan Malaysia (KPM).

Rujukan

- [1] Wang, Z., dan Bovik A.C. 2006. Modern Image Quality Assessment Synthesis Lectures on Image, Video, and Multimedia Processing. 2(1): 1-156.
- [2] He, L., Gao, F., Hou, W., dan Hao, L. 2014. Objective Image Quality Assessment: A Survey. *International Journal of Computer Mathematics*. 91(11): 2374-2388.
- [3] Larson, E. C., dan Chandler, D. M. 2010. Most Apparent Distortion: Full-reference Image Quality Assessment and The Role of Strategy. *Journal of Electronic Imaging*. 19(1): 011006-011006.
- [4] Wang, Z., dan Bovik, A. C. 2002. A Universal Image Quality Index. *Signal Processing Letters, IEEE*. 9(3): 81-84..
- [5] Gao, X., Wang, T., dan Li, J. 2005. A Content-based Image Quality Metric. *Rough Sets, Fuzzy Sets, Data Mining, and Granular Computing*. 231-240. Springer Berlin Heidelberg.
- [6] Ponomarenko, N., Battisti, F., Egiazarian, K., Astola, J., dan Lukin, V. 2009. Metrics Performance Comparison for Color Image Database. *Fourth International Workshop on Video Processing and Quality Metrics for Consumer Electronics*.

- 27.
- [7] Ilushkina, N., dan Avdeev, O. Image Quality Measures for Wavelet-Based Compression Algorithm. [Atas talian]. Didapati di: <http://ticsp.cs.tut.fi/images/e/e0/Cr1036.pdf?> [Diakses: 02-Mar-2015].
- [8] Egiazarian, K., Astola, J., Ponomarenko, N., Lukin, V., Battisti, F., dan Carli, M. 2006. New Full-reference Quality Metrics Based on HVS. *CD-ROM Proceedings of the Second International Workshop on Video Processing and Quality Metrics*, Scottsdale, USA. 4.
- [9] Lukin, V. V., Ponomarenko, N. N., Krivenko, S. S., Egiazarian, K. O., dan Astola, J. T. 2008. Image Filter Effectiveness Characterization based on HVS. *Electronic Imaging 2008*. 68140Z-68140Z. International Society for Optics and Photonics.
- [10] Ponomarenko, N., Ieremeiev, O., Lukin, V., Egiazarian, K., dan Carli, M. 2011. Modified Image Visual Quality Metrics for Contrast Change and Mean Shift Accounting. *11th International Conference the Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics (CADSM)*, Polyana-Svalyava, Ukraine. 305-311.
- [11] Chetouani, A., Beghdadi, A., dan Deriche, M. 2010. Image Distortion Analysis and Classification Scheme Using a Neural Approach. *Visual Information Processing (EUVIP), 2010 2nd European Workshop*. 183-186. IEEE.
- [12] Tong, Y., Konik, H., Cheikh, F., dan Tremeau, A. 2010. Full Reference Image Quality Assessment based on Saliency Map Analysis. *Journal of Imaging Science and Technology*. 54(3): 30503-1.
- [13] Ponomarenko, N., Krivenko, S., Egiazarian, K., Astola, J., dan Lukin, V. 2014. Weighted MSE based Metrics for Characterization of Visual Quality of Image Denoising Methods. *Proceedings of the 8th International Workshop on Video Processing and Quality Metrics for Consumer Electronics (VPGM'14)*.
- [14] Chandler, D. M. 2013. Seven Challenges in Image Quality Assessment: Past, Present, and Future Research. *ISRN Signal Processing*.
- [15] Zarić, A., Tatalović, N., Brajković, N., Hlevnjak, H., Lončarić, M., Dumić, E., dan Grgić, S. 2012. VCL@FER Image Quality Assessment Database. *AUTOMATIKA: časopis za automatiku, mjerenje, elektroniku, računarstvo i komunikacije*. 53(4): 344-354.
- [16] Singh, P., dan Chandler, D. M. 2013. F-MAD: A Feature-based Extension of the Most Apparent Distortion Algorithm for Image Quality Assessment. *IS&T/SPIE Electronic Imaging*. 86530I-86530I. International Society for Optics and Photonics.
- [17] Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R., dan Simoncelli, E. P. 2004. Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity. *Image Processing, IEEE Transactions*. 13(4): 600-612.
- [18] Wang, Z., Simoncelli, E. P., dan Bovik, A. C. 2003. Multi-scale Structural Similarity for Image Quality Assessment. *Signals, Systems and Computers, 2004. Conference Record of the Thirty-Seventh Asilomar Conference*. 2: 1398-1402. IEEE.
- [19] Ponomarenko, N., Lukin, V., Zelensky, A., Egiazarian, K., Carli, M., dan Battisti, F. 2009. TID2008 - A Database for Evaluation of Full-reference Visual Quality Assessment Metrics. *Advances of Modern Radioelectronics*. 10(4): 30-45.
- [20] Sheikh, H. R., Sabir, M. F., dan Bovik, A. C. 2006. A Statistical Evaluation of Recent Full Reference Image Quality Assessment Algorithms. *Image Processing, IEEE Transactions*. 15(11): 3440-3451.
- [21] Čadík, M., Herzog, R., Mantiuk, R., Myszkowski, K., dan Seidel, H. P. 2012. New Measurements Reveal Weaknesses of Image Quality Metrics in Evaluating Graphics Artifacts. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*. 31(6): 147.
- [22] Chen, M. J., dan Bovik, A. C. 2011. Fast Structural Similarity Index Algorithm. *Journal of Real-Time Image Processing*. 6(4): 281-287.
- [23] Li, C., dan Bovik, A. C. 2009. Three-component Weighted

- Structural Similarity Index. *IS&T/SPIE Electronic Imaging*. 72420Q-72420Q. International Society for Optics and Photonics.
- [24] Wang, Z., dan Li, Q. 2011. Information Content Weighting for Perceptual Image Quality Assessment. *Image Processing, IEEE Transactions*. 20(5): 1185-1198.
- [25] Pappas, T. N., Safranek, R. J., dan Chen, J. 2000. Perceptual Criteria for Image Quality Evaluation. *Handbook Of Image And Video Processing*. 669-684.
- [26] Larson, E. C., dan Chandler, D. M. 2008. Unveiling Relationships Between Regions of Interest and Image Fidelity Metrics. *Electronic Imaging 2008*. 68222A-68222A. International Society for Optics and Photonics.
- [27] Najemnik, J., dan Geisler, W. S. 2005. Optimal Eye Movement Strategies in Visual Search. *Nature*. 434(7031): 387-391.
- [28] Portilla, J., Strela, V., Wainwright, M. J., dan Simoncelli, E. P. 2003. Image Denoising using Scale Mixtures of Gaussians in the Wavelet Domain. *Image Processing, IEEE Transactions*. 2(11): 1338-1351.
- [29] Soundararajan, R., dan Bovik, A. C. 2013. Survey of Information Theory in Visual Quality Assessment. *Signal, Image and Video Processing*. 7(3): 391-401.
- [30] Liu, A., Lin, W., dan Narwarita, M. 2012. Image Quality Assessment based on Gradient Similarity. *Image Processing, IEEE Transactions*. 21(4): 1500-1512.
- [31] Domic, E., Grgic, S., dan Grgic, M. 2014. IQM2: New Image Quality Measure based on Steerable Pyramid Wavelet Transform and Structural Similarity Index. *Signal, Image and Video Processing*. 8(6): 1159-1168.