

# Pengawasan Beban Tak Mengganggu Menggunakan Mesin Penyokong Vektor

(Nonintrusive Load Monitoring Using Support Vector Machine)

Khairuddin Khalid\*, Azah Mohamed, Ramizi Mohamed & Nor Azwan Mohamed Kamari  
Programme for Electrical and Electronic Engineering,  
Centre for Integrated Systems Engineering and Advanced Technologies (INTEGRA),  
Faculty of Engineering & Built Environment, Universiti Kebangsaan Malaysia, Bangi, Malaysia

## ABSTRAK

Kertas kerja ini membentangkan pembangunan pengawasan beban tak mengganggu (PBTM) untuk mengenal pasti beban dengan menggunakan pengelasan mesin penyokong vektor berbilang (MPVB). Suatu kaedah pengawasan beban diselia dilaksanakan untuk mengenal pasti tiga jenis beban yang kebiasaannya terdapat di bangunan komersial iaitu lampu pendaflour, penghawa dingin dan komputer peribadi. Parameter kuasa asas yang terdapat pada meter pintar dan penyarian sifat kuasa lain yang lebih terperinci dipertimbangkan dalam kertas kerja ini. Sifat kuasa yang berkesan ditentukan dengan melakukan pemilihan sifat mengikut kombinasi yang berpotensi. Selain itu, teknik baru penyarian sifat, iaitu, jelmaan masa-masa (MM) diperkenalkan dalam kajian ini. Suatu kaedah pemilihan sifat kuasa yang sistematik dilaksanakan dengan mempertimbangkan kombinasi terbaik untuk tujuan perbandingan. Berikutan penggunaan meter pintar komersial di sektor pengguna adalah majoriti dengan kadar pensampelan yang rendah, perlaksanaan eksperimen dan kajian yang dilakukan adalah di bawah pengukuran penggunaan yang sebenar dengan pensampelan yang rendah. Kadar pensampelan rendah yang sesuai untuk PBTM dikaji mengikut spesifikasi meter pintar komersial dengan tiga keadaan pensampelan iaitu 1 minit, 10 minit dan 30 minit. Satu set data pengesahsahihan dengan aktiviti beban secara rawak digunakan untuk menguji kemantapan kaedah PBTM yang dibangunkan. Justeru, teknik pengelasan beban menggunakan MPVB dibandingkan dengan teknik lain seperti bayes lurus dan K-kejiranan terdekat (KKT) untuk menilai prestasi MPVB yang dicadangkan untuk PBTM. Menerusi keputusan yang diperolehi, kaedah yang dicadangkan iaitu MPVB menunjukkan keputusan pengelasan yang terbaik dengan 99.94% ketepatan dalam mengenal pasti beban. Justeru, berdasarkan kadar pensampelan yang dikaji pensampelan 1 minit menunjukkan penggunaan pengawasan beban yang terbaik berbanding pensampelan lain yang dikaji untuk tujuan PBTM.

**Kata kunci:** Pengawasan beban; jelmaan-MM; mesin penyokong vektor

## ABSTRACT

This paper presents the development of non-intrusive load monitoring (NILM) to identify loads using the multi-output support vector machine (MOSVM). A supervised load monitoring method is applied to identify three types of loads that are typically used in commercial buildings such as fluorescent light, air conditioning and personal computers. The basic power parameter provided by the smart meter and other details of the extracted power parameters are considered in this paper. Effective power features are determined by selecting appropriate feature combinations and also, a new feature extraction technique, named 'time-time' transformation has been used in this study. A systematic selection of the power parameter is carried out, in this case, to find the best combination for comparison purposes. In the case of commercial smart meter usage for the end-user sector, which is the majority in the low sampling rate, an experiment and studies have been employed under the condition of real power measurement with a low sampling rate. The low sampling rate suitable for NILM is evaluated according to the specification of the commercial smart meter with three conditions of the sampling rate; 1 min, 10 min and 30 min. A set of validation data with random load activities was used to test the effectiveness of the developed NILM method. Further, the load classification technique of MOSVM was used to compare with other techniques such as naive Bayes and KNN to evaluate the performance of the proposed MOSVM for NILM. The results using the proposed MOSVM method showed the best result with an accuracy of 99.94 % in identifying the load. Therefore, based on the sampling rate studied, 1 min sampling showed the best results for the implementation of load monitoring compared to the other sampling rates for NILM.

**Keywords:** Load monitoring; TT-transform; vector support machine

## PENGENALAN

Pertumbuhan ekonomi global yang pesat pada abad ini menyebabkan permintaan terhadap tenaga elektrik semakin bertambah. Sumber yang terhad, isu kemapanan dan

pemanasan global yang menjadi punca perubahan iklim mencetus tumpuan para pengkaji dalam mencari alternatif bagi menyelesaikan masalah berkenaan dengan mengaitkan topik penjimatan dan pengurusan tenaga yang lebih cekap (Armel et al. 2013).

Pengurusan tenaga yang efektif adalah dengan memantau dan mengawal setiap peralatan elektrik yang digunakan (Adika & Wang 2014). Oleh yang demikian, pengawasan untuk setiap beban yang digunakan adalah merupakan kekangan utama yang perlu dipertimbangkan bagi merealisasikan pengurusan tenaga yang tepat seiring dengan konsep bangunan pintar.

Kajian sikap dan cenderung masyarakat di Malaysia dalam mengubah rutin kehidupan seharian dapat direalisasikan sekiranya inisiatif yang positif dan undang-undang tertentu dikenakan ke atas individu (Borhan et al. 2015 & Ismail et al. 2015). Hal ini menunjukkan corak kehidupan masyarakat lebih tertumpu kepada isu keuntungan dalam sesuatu urusan. Oleh yang demikian, kawalan dan pemantauan beban mampu dicapai dengan adanya sistem yang ringkas, maju dan menyumbang kepada penjimatan kos.

Peranan meter pintar telah dimanfaatkan untuk tujuan pengurusan tenaga yang cekap. Maklumat profil beban terperinci yang dapat diakses oleh pengguna membolehkan pengguna mengetahui jumlah tenaga yang digunakan pada suatu tempoh masa (Sharma & Saini 2015). Kajian menunjukkan penjimatan tenaga di antara 9% sehingga 20% telah berjaya dilaksanakan dengan mengurus dan mengetahui penggunaan beban secara individu (Parson et al. 2014). Statistik ini menunjukkan penjimatan tenaga yang ketara dapat dilaksanakan dengan pengurusan tenaga yang sistematis.

Oleh yang demikian, kajian ini memberi tumpuan kepada peralatan elektrik yang sering digunakan di sektor bangunan kediaman dan komersial seperti komputer peribadi, penghawa dingin dan lampu pendafalour yang menunjukkan pecahan penggunaan tenaga elektrik yang terbesar (U.S. Energy Information Administration 2013).

Kaedah untuk memantau aktiviti penggunaan beban adalah dengan memasang alat peranti pengesan pada setiap alat beban, namun faktor pemasangan, proses penyelenggaraan dan integrasi pengumpulan data dengan jumlah alat pengesan yang banyak mengundang masalah kepada pengguna walaupun terdapat peranti pengesan yang kecil serta murah dengan kebolehannya yang terhad.

Oleh yang demikian, kajian ini memerihalkan tentang platform pengawasan beban tak mengganggu (PBTM) dengan menggunakan meter pintar yang dipasang pada satu titik pengukuran kuasa. Kelebihan meter pintar diadaptasikan fungsinya untuk pengurusan tenaga memandangkan penggunaannya kini telah dikomersialkan oleh syarikat utiliti (Tenaga 2015). Namun, resolusi penghantaran data bagi meter pintar adalah rendah dan menyebabkan proses penguraian isyarat kuasa sukar untuk diasingkan kepada operasi beban secara individu (Basu et al. 2013). Untuk itu, kaedah PBTM yang bersesuaian diperlukan supaya penilaian status beban adalah di tahap optimum dengan keupayaan meter pintar yang terhad.

#### LATAR BELAKANG KAJIAN

PBTM merupakan satu kaedah pemantauan beban yang efisien dengan satu titik pengukuran isyarat elektrik bagi mengenal

pasti pelbagai jenis aktiviti beban dalam suatu litar elektrik (Hart 1992). Kos pelaksanaan PBTM adalah lebih jimat berbanding pengawasan beban secara mengganggu (PBM) dengan penyingkiran penggunaan alat peranti pengesan, di samping menjimatkan ruang demi keselesaan pengguna dan memastikan kebolehpercayaan pengukuran dalam litar elektrik lebih konsisten (Vogler et al. 2016).

Melalui kaedah PBTM dua proses utama untuk peleraian isyarat agregat iaitu mengenal pasti perubahan peristiwa pada isyarat dan melabelkan isyarat kuasa mengikut jenis dan operasinya. Manakala, prosedur terakhir PBTM adalah dengan melaksanakan proses pengelasan beban untuk beban yang disasarkan.

Menurut Hart (1992) beban yang berkuasa rendah berhadapan kesukaran dalam pengelasan dan memerlukan kriteria sarian kuasa tambahan. Untuk mengurangkan ralat sewaktu pengelasan beban yang disasarkan, kuasa aktif dan reaktif sebagai ciri beban telah dipertimbangkan (Hart 1992; Zhenyu Wang 2012). Selain itu, isyarat beban berasaskan seperti kuasa, arus, frekuensi, dan arus harmonik pada keadaan mantap dan fana turut digunakan untuk tujuan penambahbaikan pengelasan beban (Jiang et al. 2013; Lin & Tsai 2015; Bernard et al. 2016). Namun, pensampelan isyarat meter pintar komersial yang rendah tidak mampu untuk membekalkan isyarat fana beban melainkan meter kuasa yang berkemampuan tinggi.

Dalam konteks pengelasan beban, mesin penyokong vektor (MPV) boleh digunakan untuk mengelaskan beban berdasarkan peristiwa yang berlaku dalam isyarat kuasa. Berdasarkan hiper-satah bagi MPV, dua objek bagi kelas yang berbeza dapat diasingkan dan membenarkan suatu kumpulan pengelasan yang baru diperhatikan dengan menentukan titik yang telah dikelaskan berada pada hiper-satah yang sama. Bagi kaedah MPV yang lalu, kebanyakan pengkaji PBTM telah menggunakan pensampelan data pada resolusi yang tinggi. Li et al. (2013) telah menggunakan teknik MPV untuk mengenal pasti beban dengan mempertimbangkan ciri beban harmonik. Selain itu, Gao et al. (2017) telah menggunakan isyarat hingar fana sebagai ciri beban dan MPV untuk pengelasan beban.

Fokus kajian PBTM adalah untuk menggunakan meter pintar komersial yang beresolusi rendah akan tetapi mampu untuk mengasingkan beban secara optimum. Kadar pensampelan yang dipertimbangkan adalah pada resolusi 1 minit, 15 minit dan 30 minit. Tujuan kajian pelbagai pensampelan data rendah ini adalah untuk tujuan menilai kesesuaian pelaksanaan PBTM untuk meter pintar komersial dengan kaedah yang dicadangkan. Justeru, isyarat pada keadaan mantap dipertimbangkan dalam kajian ini.

#### KAEDAH PBTM YANG DILAKSANAKAN

##### PENGUMPULAN DATA

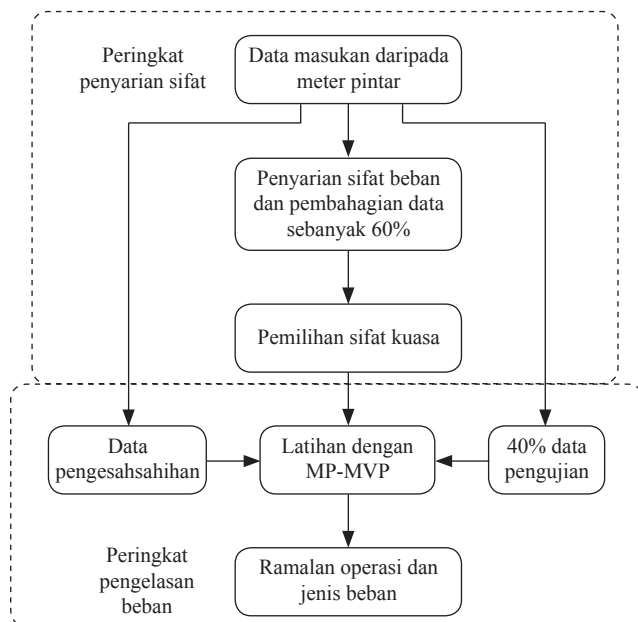
Proses pengumpulan data dilaksanakan secara terkawal di bawah senario keadaan sebenar dengan pengukuran kuasa 50 Hz daripada bekalan pengagihan di makmal kuasa UKM. Pendekatan PBTM yang dilakukan adalah berdasarkan

penggunaan meter pintar dengan resolusi yang rendah bagi memenuhi skop kajian penggunaan bangunan komersial. Bagi mengelakkan daripada kesilapan sewaktu melabel keluaran untuk latihan dengan MPV, kelebihan meter pintar tiga fasa dimanfaatkan untuk mengawasi beban secara terselia bagi tujuan pelabelan data keluaran. Proses pelabelan secara automatik untuk keluaran seperti dalam Jadual 1 dapat dilaksanakan terhadap isyarat kuasa yang dikumpul sewaktu peringkat latihan.

JADUAL 1. Jenis keluaran bagi operasi beban

Operasi	Jenis keluaran
Buka	1
Tutup	0

Aktiviti pengumpulan data dilaksanakan mengikut profil beban secara spesifik iaitu merangkumi keseluruhan profil beban. Manakala, data set untuk pengesahsahihan di kumpul mengikut aktiviti penggunaan beban secara rawak mengikut keadaan sebenar. Rajah 1 menunjukkan gambaran keseluruhan aliran proses PBTM yang dijalankan.



RAJAH 1. Diagram blok proses PBTM

PENYARIAN DAN PEMILIHAN SIFAT

Bahagian ini menerangkan kaedah penyarian sifat termaju dengan menggunakan jelmaan-masa-masa (jelmaan-MM) untuk analisis isyarat kuasa tak pegun. Tujuan penggunaan sarian sifat terhadap isyarat kuasa aktif adalah bertujuan untuk membentuk suatu isyarat berdimensi baru yang lebih berkesan bagi tujuan pengelasan beban dengan MPVB. Jelmaan-MM merupakan hasil daripada lanjutan jelmaan-S digunakan sebagai sarian sifat beban. Jelmaan-S merupakan teknik pemprosesan isyarat yang menghasilkan isyarat masa-frekuensi. Ianya memiliki resolusi progresif yang

menunjukkan maklumat fasa yang dirujuk dan mengandungi tindak balas amplitud frekuensi tak berubah jika dibandingkan dengan jelmaan anak gelombang. Jelmaan-S berasal daripada jelmaan anak gelombang berterusan yang mana berdasarkan kepada suatu peralihan dan penyempatan berskala tetingkap Gaussian. Fungsi jelmaan-S,  $x(t)$  diungkapkan seperti berikut (Pinnegar 2003),

$$W(\tau, d) = \int_0^{\infty} x(t)\omega(t - \tau, d) dt \tag{1}$$

yang mana  $\omega(t - \tau, d)$  adalah induk anak gelombang,  $t$  dan  $\tau$  merujuk kepada masa dan faktor pengembangan,  $d$  adalah songsang kepada frekuensi,  $f$ .

Disebabkan induk anak gelombang tidak memenuhi syarat untuk memiliki purata sifar, ianya bukan benar-benar jelmaan anak gelombang berterusan (JAGB) (Pilaya 1996), ia boleh diterbitkan seperti persamaan berikut,

$$\omega(t, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{\frac{i^2 f^2}{2}} e^{-i 2\pi f t} dt \tag{2}$$

Jelmaan-S diperolehi dengan mendarabkan JAGB,  $W(\tau, d)$  dengan suatu faktor fasa. Dengan menggantikan (2) ke dalam (1), jelmaan-S diterbitkan seperti berikut,

$$S(\tau, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{\frac{i^2 f^2}{2}} e^{-i 2\pi f t} dt \tag{3}$$

Persamaan dengan gabungan kebergantungan frekuensi terhadap resolusi dan rujukan fasa mutlak membenarkan purata masa jelmaan-S menjadi sama seperti spektrum Fourier. Oleh itu, jelmaan-S secara serentak menghasilkan spektrum amplitud setempat dan spektrum fasa setempat. Hasil keluaran jelmaan-S dalam bentuk matriks 2-dimensi di mana baris merujuk kepada frekuensi dan lajur merujuk kepada masa.

Hasil daripada jelmaan-S, sarian lajut menggunakan matriks jelmaan-MM dilaksanakan untuk memberikan isyarat penyempatan terhadap masa-masa. Isyarat bagi jelmaan-MM diberi seperti berikut,

$$T_j(t, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} S(\tau, f) e^{i 2\pi f t} dt \tag{4}$$

yang mana  $f$  adalah frekuensi,  $t$  dan  $\tau$  adalah pembolehubah masa.

Jelmaan-MM digunakan untuk memberi maklumat tambahan terhadap perubahan peristiwa yang berlaku pada isyarat agregat kuasa aktif berdasarkan aktiviti pensuisan beban. Peristiwa yang berlaku dapat dikenal pasti akan kedudukannya dalam isyarat kuasa aktif melalui ciri masa terhadap titik tertentu pada satah masa. Ciri beban terhadap masa memberi impak positif dengan pengecaman peristiwa yang lebih baik dalam bentuk isyarat yang berbeza bagi tahap tenaga dan magnitud yang tertentu. Hasil matriks daripada jelmaan-MM adalah dalam bentuk kompleks dalam domain masa yang mana boleh digunakan sebagai ciri beban untuk tujuan pengelasan bagi isyarat tak pegun seperti kuasa aktif. Matriks hasil jelmaan-MM ditunjukkan seperti dalam Rajah 2.

		N			... 915 sample
		0.0032-	0.0032 +	0.0029+	
<b>M</b>		j0.0000	j0.0000	j0.0000	
⋮		-0.0013-	-0.0013-	-0.0014	
915 sample		j0.0001	j0.0001	-j0.0001	...
		0.002-	0.002-	0.002-	
		j0.000	j0.000	j0.0002	
		⋮			

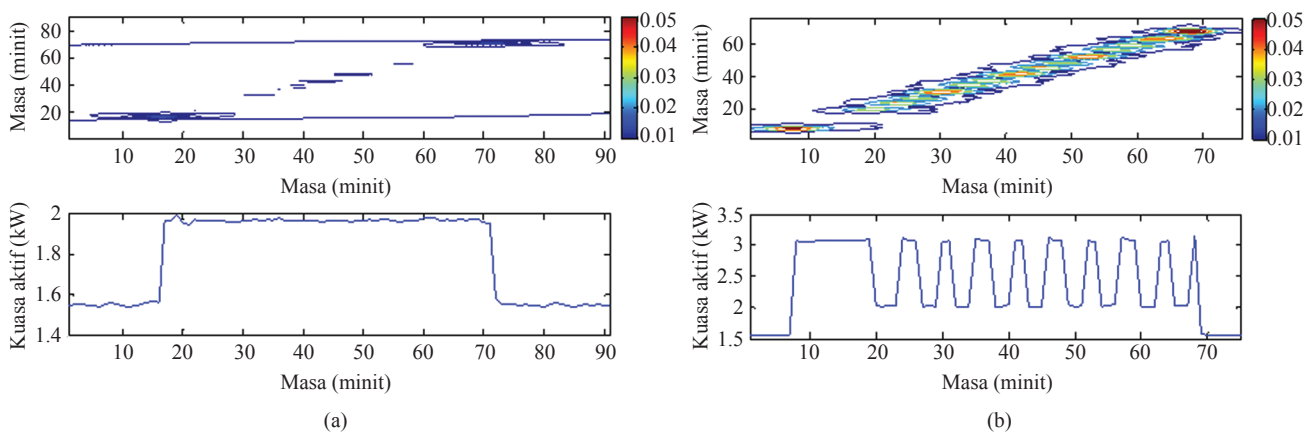
RAJAH 2. Matriks jelmaan-MM

Analisis awal untuk mengenal pasti jenis peristiwa yang berlaku dapat dilihat menerusi pengiraan nilai bersih seperti dalam persamaan berikut,

$$\text{Nilai bersih matriks MM} = \text{abs}(T_r(t, \tau))$$

Menerusi analisis ini corak kontor yang terhasil bagi jenis beban yang berbeza dapat diperhatikan seperti dalam Rajah 3.

Justeru, ciri beban seperti ini amat sesuai untuk dijadikan sebagai ciri beban yang baru berikutan daripada maklumat perubahan tahap kuasa yang ditunjukkan bagi membezakan jenis dan operasi beban. Menerusi pemerhatian yang dibuat,



RAJAH 3. Analisis kontor matriks jelmaan-MM bagi (a) Lampu pendafloor + komputer peribadi, (b) Lampu Pendafloor + penghawa dingin + komputer peribadi

Rajah 3(a) menunjukkan tahap kuasa ciri beban yang berlaku dalam isyarat agregat disebabkan aktiviti penggunaan beban lampu pendafloor dan komputer peribadi, manakala Rajah 3(b) menunjukkan tahap kuasa yang lebih tinggi serta bentuk yang berbeza bagi penggunaan beban lampu pendafloor, penghawa dingin dan komputer peribadi dalam isyarat kuasa aktif agregat.

Hasil daripada penilaian pada matriks jelmaan-MM, setiap elemen dalam matrik jelmaan-MM yang ditunjukkan seperti dalam Jadual 2, diterbitkan parameter yang efektif, iaitu sisihan piawai melalui analisis statistik ringkas seperti dalam persamaan berikutnya.

$$\text{Sisihan piawai MM} = \sigma |T_r(t, \tau)| \tag{5}$$

Seterusnya, proses pengecaman pinggir untuk peristiwa yang berlaku dilaksanakan bagi melabel data keluaran untuk teknik MPV. Untuk memperoleh proses pelabelan yang tepat, kuasa ambang tepat harus dipertimbangkan seperti dalam Jadual 2. Kuasa ambang ditentukan dengan mengkaji terlebih dahulu bentuk profil beban yang disasarkan supaya tiada ralat berlaku bagi proses pelabelan operasi beban.

Proses penapisan hingar pada isyarat kuasa diabaikan dalam kajian disebabkan isyarat yang digunakan adalah berdasarkan pensampelan yang rendah. Sifat beban yang berpotensi bagi isyarat pada keadaan mantap dikaji akan keberkesannya terhadap pengasingan beban seperti yang ditunjukkan dalam Jadual 3.

JADUAL 2. Kuasa ambang untuk pelabelan beban

Jenis peralatan elektrik	Kuasa Purata		Kuasa Ambang (kW)
	Keadaan Buka (kW)	Keadaan Tutup (kW)	
Lampu pendafloor	0.7227	0.4537	0.55
Penghawa dingin	1.8854; 0.857	0.7479	0.816
Komputer peribadi	0.4485	0.3677	0.4

JADUAL 3. Ciri beban yang digunakan untuk pemilihan

Sifat	Simbol	Penerangan
F1	P	Kuasa aktif
F2	Q	Kuasa reaktif
F3	$\Delta P$	Perubahan kuasa aktif
F4	PF	Faktor kuasa
F5	S	Kuasa ketara
F6	Z	Galangan
F7	StdMM	Sisihan Piawai

Pemilihan sifat beban adalah penting kerana ia mempengaruhi prestasi dan pengelasan beban yang disasarkan. Pemilihan dan penilaian sifat beban yang terbaik dipertimbangkan dengan mengambil kira keseluruhan



kombinasi yang menunjukkan ketepatan pengelasan yang tinggi.

Pemilihan sifat dilakukan secara sistematik dengan menggunakan pengelasan MPVB. Menerusi perbandingan ketepatan pengelasan yang diperolehi, sifat yang menunjukkan keputusan terbaik dipertimbangkan untuk pembangunan model MPVB bagi PBTM. Parameter pengelasan MPVB yang digunakan adalah tetap bagi menilai perbandingan sifat yang digunakan.

MESIN PENYOKONG VEKTOR

Asas MPV adalah untuk melaksanakan pengelasan dengan mengubah data ke dalam suatu sifat ruangan berdimensi tinggi bagi mencari hiper-satah optimum yang memaksimumkan margin di antara dua kelas (Cortes & Vapnik 1995). Vektor yang menerangkan hiper-satah dikenali sebagai vektor penyokong. Berdasarkan persamaan 6, data latihan diberi,

$$\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_i, y_i), \dots, (x_N, y_N)\} \tag{6}$$

yang mana  $i = 1, 2, \dots, N$  adalah jumlah nombor sampel latihan,  $x_i \in R^d \subset R$  adalah dimensi ke- $i$  vektor masukan dan  $y_i \in \{1, -1\}$  adalah sasaran yang diketahui.

Latihan MPV memerlukan penyelesaian mengikut permasalahan pengoptimuman seperti berikut:

$$\text{Peminimuman } \frac{1}{2} W^T W + C \sum_{i=1}^N \xi_i \tag{7}$$

$$\text{Tertakluk pada } y_i(W^T \Phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0 \tag{8}$$

yang mana  $\xi_i$  adalah pembolehubah kendur, yang mengukur darjah salah pengelasan bagi sampel  $x_i$ .  $C$  adalah parameter penalti yang mana digunakan untuk mengubah ralat latihan.

Manakala,  $b$  merupakan skala yang menunjukkan pekali pincangan hiper-satah,  $W$  memerihalkan tentang pekali vektor hiper-satah yang menerangkan arah seranjang kepada hiper-satah dan indeks label  $i$  adalah kes latihan bagi  $N$ . Pemetaan fungsi,  $\Phi$  adalah penjelmaan bukan lurus yang digunakan untuk pemetaan vektor masukan kepada ruangan sifat berdimensi tinggi. Permasalahan pengoptimuman adalah bertujuan untuk memisahkan jidar dan ralat latihan.

Bagi kes lurus, masalah pengasingan,  $\xi_i = 0$  dan pengasingan hiper-satah yang membentuk jarak maksimum di antara satah dan data terdekat adalah yang optimum. Manakala, bagi kes pengelasan bukan lurus, fungsi pemetaan digunakan untuk memetakan sampel latihan daripada ruang masukan ke dalam ruangan sifat berdimensi tinggi dan masalah pengelasan bukan lurus menjadi lurus. Bagi fungsi yang memenuhi Teorem Mercer, fungsi kernel digunakan (Cristianini & Shawe-Taylor 2000) seperti dalam persamaan berikut,

fungsi lurus;

$$K(x_i, y_j) = x_i \times y_j \tag{9}$$

fungsi Gaussian Radial Basis;

$$K(x_i, y_j) = \exp(-\gamma \|x_i - y_j\|^2) \gamma > 0 \tag{10}$$

fungsi Polynomial;

$$K(x_i, y_j) = ((x_i \times y_j) + \gamma)^d \gamma > 0 \tag{11}$$

fungsi sigmoid;

$$K(x_i, y_j) = \tanh(\gamma x_i \times y_j + r) \gamma > 0 \tag{12}$$

MPV merupakan teknik yang kebiasaannya digunakan untuk pengelasan (Wang et al. 2009), akan tetapi ia tidak sesuai untuk pengelasan yang melibatkan sasaran keluaran yang banyak. Oleh yang demikian, adalah perlu untuk dilanjutkan pengelasan perduaan bagi penyelesaian kes multi pengelasan MPV (MPVB). Kaedah yang biasa digunakan untuk penyelesaian MPVB adalah dengan menggabungkan beberapa model MPV untuk kes perduaan. Kaedah yang sering digunakan untuk pendekatan ini adalah “1-lwn-1,” “1-lwn-semua” dan graf *arcylic* untuk penyelesaian kes MPVB. Menurut Hsu dan Lin (2002), kaedah “1-lwn-1” adalah yang terbaik berbanding kaedah yang lain. Oleh yang demikian, kajian ini memberi tumpuan kepada kaedah “1-lwn-1.”

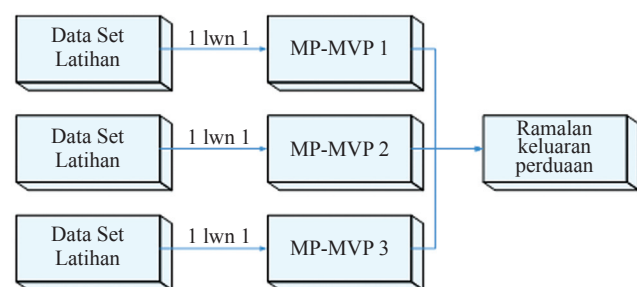
PENGELASAN BEBAN

Pengelasan beban dilaksanakan dengan menggunakan kaedah “1-lwn-1” MPVB untuk mengenal pasti jenis dan operasi yang berlaku dalam isyarat kuasa agregat. Strategi model MPVB yang digunakan ditunjukkan seperti diagram blok dalam Rajah 4.

Penyediaan data masukan untuk latihan dengan MPVB adalah dengan melaksanakan proses penormalan data terlebih dahulu. Proses ini adalah bertujuan untuk memastikan data masukan yang digunakan berada dalam julat di antara 0 sehingga 1. Penormalan data dilaksanakan dengan menggunakan persamaan 13,

$$\bar{x} = \left( \left( \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \right) \times 0.8 \right) + 0.1 \tag{13}$$

yang mana  $\bar{x}$  adalah pembolehubah data normalisasi,  $x$  adalah pembolehubah untuk dinormalisasikan,  $x_{\min}$  merupakan nilai minima pembolehubah, manakala  $x_{\max}$  adalah nilai maksima pembolehubah.



RAJAH 4. Rangka pengelasan MPVB untuk PBTM

Seterusnya, set yang telah dinormalisasi dibahagikan kepada subset latihan dan ujian dengan nisbah 60% dan 40% yang dipilih secara rawak. Tujuan melakukan kaedah pembahagian data set adalah untuk mengelakkan daripada berlaku lebih penyesuaian sewaktu proses latihan dan bagi menguji kemantapan model yang dibangunkan. Jadual 4 menunjukkan bilangan subset data yang digunakan untuk pembangunan model PBTM dengan MPVB.

JADUAL 4. Bilangan sampel untuk pembangunan Model PBTM

Jenis data	Bil. sampel untuk selang masa		
	1 minit	10 minit	30 minit
Latihan (60%)	549	55	18
Ujian (40%)	366	36	12
Pengesahan	1706	170	56
Jumlah	2621	261	86

Set data ujian digunakan untuk menilai parameter MPVB yang terbaik bagi menetapkan parameter pembangunan model PBTM dan juga pemilihan sifat beban. Seterusnya, subset ujian digunakan untuk menilai prestasi model yang dibangunkan dan seterusnya data pengesahan yang berasaskan aktiviti penggunaan beban secara rawak dalam keadaan sebenar digunakan untuk menilai kemantapan model yang dibangunkan.

Proses pemilihan parameter yang terbaik dilaksanakan dengan menggunakan kaedah lalaran dan menimbang nilai gamma di antara 0.1 sehingga 10 dan nilai sigma yang ditetapkan di antara julat 0.01 sehingga 1. Kod pseudo bagi keseluruhan kaedah yang dilaksanakan ditunjukkan dalam Rajah 5. MPVB yang dibangunkan adalah berasaskan fungsi kernel Gaussian Radial Basis.

```

1-  $n = 10$  (bilangan maksimum lalaran gamma)
2-  $m = 1$  (bilangan maksimum lalaran sigma)
3- for  $i = 1 : n$ 
4-   julat gamma = 0.1:1:10
5-   Nilai gamma = julat gamma( $i$ )
6-   for  $j = 1 : m$ 
7-     julat sigma = 0.01:0.1:1
8-     nilai sigma = julat sigma ( $j$ )
9-     Pembelajaran MVP dengan nilai gamma dan nilai sigma terkini
10-    Penilaian keputusan berdasarkan min kuasa dua ralat terbaik
11-   end
12-  Penilaian keputusan berdasarkan min kuasa dua ralat terbaik bagi keseluruhan
13- end
14- Pemilihan gamma dan sigma berdasarkan nilai min kuasa dua ralat

```

RAJAH 5. Kod pseudo pemilihan parameter MPVB

Untuk setiap lalaran nilai gamma ditingkatkan sebanyak 1, manakala bagi parameter sigma nilai sebanyak 0.1 ditingkatkan. Jadual 5 menunjukkan tetapan parameter bagi pelaksanaan model PBTM. Setiap model PBTM yang dibangunkan dengan teknik MPVB, parameter yang berlainan

digunakan bagi tujuan pelaksanaan pengelasan ditahap optimum bagi kesemua kes selang masa yang berlainan.

JADUAL 5. Tetapan parameter MPVB untuk PBTM

Parameter	Nilai	Selang masa
Gamma, C	1.1	1 minit
	1.1	10 minit
	0.1	30 minit
Sigma, $\sigma^2$	0.11	1 minit
	0.11	10 minit
	0.11	30 minit
Jenis fungsi Kernel	'Gaussian Radial Basis'	

#### KEPUTUSAN

Bahagian ini menerangkan keputusan bagi keseluruhan kaedah yang dicadangkan untuk PBTM bagi mengenal pasti operasi dan jenis beban. Penelitian terhadap pemilihan sifat dilaksanakan untuk mengenal pasti data masukan dengan ciri isyarat kuasa yang terbaik digunakan untuk latihan dengan teknik MPVB. Kesemua kebarangkalian kombinasi sifat mungkin berlaku dinilai akan keberkesannya, akan tetapi hanya 7 kombinasi yang berpotensi dipertimbangkan dalam kes ini.

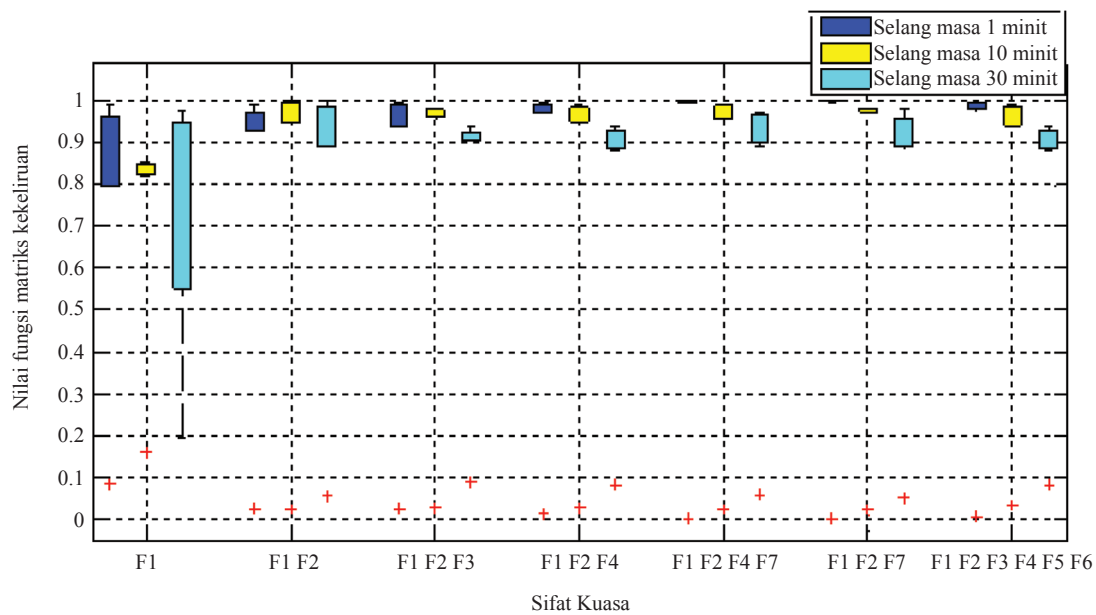
Menerusi Gambar Rajah 7, keputusan pemilihan sifat menunjukkan kombinasi F1, F2 dan F7 yang terbaik bagi ketiga-tiga kes selang masa yang dikaji. Plot bagi kombinasi ini menunjukkan nilai keputusan yang konsisten dengan nilai julat antara kuartil dan data luaran bagi mewakili min kuasa dua ralat (MKDR) yang terkecil berbanding sifat kuasa yang lain.

Dalam usaha untuk menilai keberkesanan meter pintar dengan pensampelan rendah untuk pelaksanaan PBTM, eksperimen pengumpulan data serta pengesahsahihan dengan kadar pensampelan berbeza dipertimbangkan iaitu untuk 1 minit, 10 minit dan 30 minit. Model PBTM dibangunkan adalah berdasarkan sifat beban terbaik iaitu F1, F2 dan F7.

Jadual 6 menunjukkan keputusan pengelasan MPVB<sup>1</sup> lwn l<sup>1</sup> dengan kadar pensampelan 1 minit, 10 minit dan 30 minit mengikut spesifikasi meter pintar komersial. Berdasarkan keputusan yang diperolehi, semakin rendah kadar pensampelan yang digunakan, ketepatan untuk meramal keputusan keluaran semakin bertambah iaitu 97.22% untuk kes kadar pensampelan 30 minit dengan satu data keluaran yang salah pengelasan mengikut keputusan pada Jadual 7. Manakala, untuk kes 1 minit dan 10 minit dilihat stabil dan bersesuaian untuk digunakan bagi pelaksanaan PBTM.

JADUAL 6. Keputusan pengelasan bagi data pengujian

Penilaian prestasi	Kadar pensampelan		
	1 minit	10 minit	30 minit
MKDR	0.0006	0.0093	0.0278
Ketepatan (%)	99.94	99.07	97.22
F-skor	0.9989	0.9815	0.9697



RAJAH 7. Plot kotak untuk pemilihan sifat kuasa untuk masukan MP-MVP

Penilaian prestasi model yang dibangunkan dianalisis dengan membandingkan keluaran sebenar dan keluaran ramalan. Pengelasan dan salah pengelasan bagi data keluaran ditentukan dengan menilai keputusan berdasarkan matriks kekeliruan yang dikelaskan sebagai benar positif (BP) yang mana kesemua keluaran sebenar dan ramalan adalah buka, benar negatif (BN) dengan keluaran sebenar dan ramalan adalah tutup, salah positif (SP) dengan keluaran sebenar adalah tutup dan ramalan buka, manakala salah negatif (SN) adalah keluaran sebenar adalah buka dan ramalan adalah tutup.

Seterusnya, Jadual 7 menunjukkan keputusan pengelasan bagi data pengesahsahihan yang dikumpul dengan penggunaan beban secara rawak dengan kadar pensampelan berbeza untuk tujuan menilai kemantapan model yang dibangunkan.

JADUAL 7. Keputusan pengelasan data pengesahsahihan

Penilaian prestasi	Kadar pensampelan		
	1 minit	10 minit	30 minit
MKDR	0.0002	0.0093	0.02536
Ketepatan (%)	99.98	97.84	94.64
F-skor	0.9997	0.9783	0.9577

Untuk kes 1 minit seperti dalam Jadual 8, hanya 1 salah pengelasan SP yang berlaku. Manakala bagi kes 10 minit seperti dalam Jadual 9, sebanyak 4 SP dan 7 SN. Sebaliknya, bagi kes 30 minit seperti dalam Jadual 10, salah pengelasan lebih banyak berlaku pada SP. Keseluruhan salah pengelasan berlaku pada keluaran komputer peribadi. Disebabkan penggunaan kuasa komputer peribadi dibandingkan dengan beban lain, proses pengasingan beban menjadi semakin sukar dan berlaku salah pengelasan akibat daripada berlakunya kekeliruan sewaktu proses ramalan. Selain itu, menerusi

perbandingan ini kadar pensampelan 1 minit dilihat mampu untuk meramal penggunaan bagi PBTM dengan baik.

JADUAL 8. Matriks kekeliruan pengesahsahihan 1 minit

1 minit	Ramalan			
	L	PD	KP	
Sebenar	L	786	0	0
	PD	0	1652	0
	KP	0	1	1705

JADUAL 9. Matriks kekeliruan pengesahsahihan 10 minit

1 minit	Ramalan			
	L	PD	KP	
Sebenar	L	366	0	2
	PD	0	366	5
	KP	2	2	363

JADUAL 10. Matriks kekeliruan pengesahsahihan 30 minit

1 minit	Ramalan			
	L	PD	KP	
Sebenar	L	56	0	2
	PD	0	56	0
	KP	3	4	47

Penunjuk: L - lampu pendaflour  
 PD - penghawa dingin  
 KP - komputer peribadi

Menerusi keputusan yang baik ditunjukkan bagi kadar pensampelan 1 minit, penelitian dalam kaedah pengelasan dengan pendekatan kaedah lain seperti teknik MPVB “1 lwn semua,” K-kejiranan terdekat (KKT/KNN) dan bayes lurus (naive bayes) dengan fungsi kernel dilaksanakan. Kesemua kaedah yang dijalankan adalah dengan sifat kuasa yang optimum. Jadual 11 menunjukkan keputusan bagi empat kaedah yang dilaksanakan.

Berdasarkan keputusan yang diperolehi, kaedah yang dicadangkan menunjukkan keputusan terbaik dengan peratus ketepatan tertinggi iaitu, 99.94% diikuti dengan KKT 99.61%, kemudian Bayes lurus, dan terendah adalah MPVB (1 lwn semua) iaitu 94.02%. Menerusi perbandingan ini, kaedah MPVB secara “1 lwn semua” adalah kurang memuaskan untuk dilaksanakan PBTM berbanding teknik yang lain. Justeru, Kaedah yang dicadangkan menunjukkan pengelasan yang terbaik untuk PBTM.

JADUAL 11. Keputusan pengelasan PBTM dengan teknik berlainan

Teknik	Ketepatan (%)	F-skor
MPVB (1 lwn 1)	99.94	0.9989
MPV (1 lwn semua)	94.02	0.9514
KKT (KNN)	99.61	0.9922
Bayes lurus	98.63	0.9864

#### KESIMPULAN

Suatu kaedah PBTM telah dibangunkan dalam kajian untuk mengenal pasti jenis dan operasi beban dengan menggunakan teknik MPVB (1 lwn 1). Kombinasi sifat kuasa terbaik seperti yang dicadangkan iaitu F1, F2 dan F7 digunakan sebagai sifat beban yang paling efektif untuk pelaksanaan PBTM disebabkan keunikan sifat kuasa yang tunjukkan adalah sesuai untuk pengasingan beban yang dikaji.

Manakala, bagi penggunaan meter pintar dengan kadar pensampelan yang rendah, kes 1 minit adalah dilihat lebih relevan dan sesuai untuk pelaksanaan PBTM dengan lebih baik. Kaedah pengelasan yang dijalankan menunjukkan pengelasan yang paling baik berbanding teknik pengelasan yang lain. Keputusan pengelasan yang ditunjukkan adalah sebanyak 99.94% ketepatan berbanding dengan teknik MPV (1 lwn semua) dengan keputusan yang terendah iaitu 94.02%. Keputusan ini adalah disebabkan oleh ketidaksesuaian penggunaan label bagi teknik yang digunakan terhadap isyarat masukan kerana MPV adalah lebih sesuai untuk pengelasan dengan sasaran jenis perduaan bagi kes kajian. Sehubungan dengan itu, keputusan salah pengelasan lebih banyak berlaku pada beban komputer peribadi disebabkan oleh penggunaan kuasanya yang rendah dan didominasi oleh lampu pendafloor serta penghawa dingin di samping isyarat kuasanya yang sentiasa berubah pada keadaan mantap.

#### RUJUKAN

- Adika, C.O. & Wang, L. 2014. Autonomous appliance scheduling for household energy management. *IEEE Transactions on Smart Grid* 5(2): 673-682.
- Armel, K. C., Gupta, A., Shrimali, G. & Albert, A. 2013. Is disaggregation the holy grail of energy efficiency? The case of electricity. *Energy Policy* 52: 213-234
- Basu, K., Debusschere, V. & Bacha, S. 2013. Residential appliance identification and future usage prediction from smart meter. *Proceeding IECON (Industrial Electronics Conference) 2013*, 4994-4999.
- Bernard, T., Wohland, D., Klaassen, J. & Vom Bogel, G. 2016. Combining several distinct electrical features to enhance nonintrusive load monitoring. *Proceeding ICSGCE (International Conference on Smart Grid and Clean Energy Technologies) 2015*, 139-143.
- Borhan, M. N., Akhir, N. M., Ismail, A. & Rahmat, R. A. A. O. 2015. Pemodelan hubungan antara kualiti perkhidmatan, kesan alam sekitar, sikap dan keinginan untuk menggunakan park-and-ride. *Jurnal Kejuruteraan* 27: 63-69.
- Cortes, C. & Vapnik, V. 1995. Support-vector network. *Machine Learning* 20(3): 273-297.
- Cristianini, N. & Shawe-Taylor, J. 2000. *An introduction to support vector machines: and other kernel-based learning methods*, Cambridge University Press New York.
- Gao, L., Yin, B. & Zhu, Z. 2017. Load identification of non-intrusive load-monitoring system based on time-frequency analysis and PSO-SVM. *Proceeding EETA (International Conference on Electrical and Electronics: Techniques and Applications) 2017*, 283-289.
- Hart, G. W. 1992. Nonintrusive appliance load monitoring. *Proceedings of the IEEE* 80(12): 1870-1891.
- Hsu, C. W. & Lin, C. J. 2002. A comparison of methods for multiclass support vector machines. *IEEE Transactions on Neural Networks* 13(2): 415-425.
- Ismail, A. & Hashim, H. F. 2015. Modelling of transportation policies to encourage shifting from private car to the public transport usage in putrajaya. *Jurnal Kejuruteraan* 27: 15-21.
- Jiang, L., Luo, S. & Li, J. 2013. Automatic power load event detection and appliance classification based on power harmonic features in nonintrusive appliance load monitoring. *Proceeding ICIEA (IEEE 8th Conference on Industrial Electronics and Applications) 2013*, 1083-1088.
- Li, J., West, S. & Platt, G. 2013. Power signature-based non-intrusive load disaggregation. *International Journal of Modelling, Identification and Control* 20(1): 16-24.
- Lin, Y. H. & Tsai, M. S. 2015. The integration of a genetic programming-based feature optimizer with fisher criterion and pattern recognition techniques to non-intrusive load monitoring for load identification. *International Journal of Green Energy* 12(3): 279-290.



- Parson, O., Ghosh, S., Weal, M. & Rogers, A. 2014. An unsupervised training method for non-intrusive appliance load monitoring. *Artificial Intelligence* 217: 1-19.
- Pinnegar, C.R. & Mansinha, L. 2003. The S-transform with windows of arbitrary and varying shape. *Geophysics* 68(1): 381-385.
- Sharma, K. & Saini, L. M. 2015. Performance analysis of smart metering for smart grid: An overview. *Renewable and Sustainable Energy Review* 49: 720-735.
- Suruhanjaya Tenaga. 2015. Energy Malaysia: Towards a world-class energy sector 6. <http://www.st.gov.my/en/contents/publications/energyMalaysia/Energy%20Malaysia%20Volume%206.pdf> [13 July 2018]
- U.S. Energy Information Administration. 2013. Analysis and representing of miscellaneous electric loads in NEMS. <https://www.eia.gov/analysis/studies/demand/miscelectric/pdf/miscelectric.pdf> [13 July 2018]
- Vogler, M., Schleicher, J. M., Inzinger, C., Nickel, B. & Dustdar, S. 2016. Non-intrusive monitoring of stream processing applications. *Proceeding SOSE (IEEE Symposium on Service-Oriented System Engineering) 2016*, 162-171.
- Wang, S. J., Mathew, A., Chen, Y., Xi, L. F., Ma, L. & Lee, J. 2009. Empirical analysis of support vector machine ensemble classifiers. *Expert Systems with Applications* 36(3): 6466-6476.
- \*Khairuddin Khalid  
Azah Mohamed  
Ramizi Mohamed  
Nor Azwan Mohamed Kamari  
Programme for Electrical and Electronic Engineering  
Centre for Integrated Systems Engineering and Advanced Technologies (INTEGRA)  
Faculty of Engineering & Built Environment  
Universiti Kebangsaan Malaysia, Bangi, Malaysia.
- \*Corresponding author; email: k4khairuddin@gmail.com
- Received date: 30<sup>th</sup> November 2017  
Accepted date: 16<sup>th</sup> July 2018  
Online first date: 1<sup>st</sup> September 2018  
Published date: 31<sup>st</sup> October 2018