Pengelompokan Listrik Perumahan Data Konsumsi untuk Membuat Arketipe yang Menangkap Perilaku Rumah Tangga di Selatan Afrika

Abstrak

Clustering sering digunakan dalam domain energi untuk mengidentifikasi pola konsumsi listrik yang dominan dari rumah tangga, yang dapat digunakan untuk membangun pola dasar pelanggan untuk perencanaan energi jangka panjang. Memilih yang berguna set cluster namun membutuhkan eksperimen yang luas dan pengetahuan domain. Sementara pengelompokan internal langkah-langkah validasi mapan dalam domain listrik, mereka terbatas untuk memilih cluster yang berguna. Berdasarkan studi kasus aplikasi di Afrika Selatan, kami menyajikan pendekatan untuk memformalkan pakar implisit pengetahuan sebagai langkah evaluasi eksternal untuk menciptakan pola dasar pelanggan yang menangkap variabilitas di perumahan perilaku konsumsi listrik. Dengan menggabungkan langkah-langkah validasi internal dan eksternal secara terstruktur cara, kami dapat mengevaluasi struktur pengelompokan berdasarkan utilitas yang mereka hadirkan untuk aplikasi kami. Kami memvalidasi kluster yang dipilih dalam kasus penggunaan di mana kami berhasil merekonstruksi pola dasar pelanggan sebelumnya dikembangkan oleh para ahli. Pendekatan kami menunjukkan janji untuk peringkat dan seleksi cluster yang transparan dan berulang oleh ilmuwan data, bahkan jika mereka memiliki pengetahuan domain yang terbatas.

Introduction

Perencanaan energi membutuhkan wawasan tentang perilaku konsumsi listrik pelanggan untuk memprediksi permintaan jangka panjang. Berbeda dengan pelanggan komersial dan industri yang mengkonsumsi listrik Bisa ditebak, perilaku konsumsi harian rumah tangga perumahan sangat bervariasi (Swan & Ugursal, 2009). Di Afrika Selatan volatilitas ekonomi, ketidaksetaraan pendapatan, geografis dan keragaman sosial berkontribusi pada peningkatan variabilitas perilaku konsumsi rumah tangga sehari-hari (Heunis & Dekenah, 2014).

Memahami variabilitas ini penting untuk kebijakan dan keputusan perencanaan seperti desain tarif, perencanaan dan operasi jaringan, dan permintaan program respons (Yilmaz et al., 2019).

Perilaku konsumsi agregat, atau profil beban yang representatif, dari pelanggan perumahan telah dimodelkan secara ekstensif untuk menghasilkan pola konsumsi standar, atau pola dasar, untuk kelompok rumah tangga dominan yang memiliki atribut yang sama (Swan & Ugursal, 2009). Pola dasar ini mengkonsolidasikan pengetahuan ahli dan mewakili konsumsi listrik dari kelas pelanggan yang khas. Mereka adalah alat penting untuk perencanaan permintaan, tetapi sulit dan membosankan untuk dibangun dan tidak melayani perubahan perilaku rumah tangga. Ini serius keterbatasan yang berdampak pada perencanaan kebutuhan energi. Perilaku konsumsi sehari-hari dapat bervariasi drastis untuk rumah tangga individu dari waktu ke waktu (Dent et al., 2014b). Selain itu, beberapa tahun mungkin lewat sebelum arketipe diperbarui.

Kelas pelanggan yang dominan bisa menjadi using ketika kelompok rumah tangga baru muncul yang mungkin tidak sesuai dengan pola dasar saat ini. Sebuah contoh ini adalah rumah tangga di daerah pedesaan di Afrika Selatan, di mana gubuk beratap jerami dengan keterbatasan peralatan secara bertahap beralih ke bangunan bata dengan peralatan modern, menghasilkan dalam perubahan yang signifikan dalam konsumsi listrik.

Analisis klaster dapat digunakan untuk mengidentifikasi pola konsumsi energi harian yang dominan untuk berbagai jenis rumah tangga. Pendekatan saat ini biasanya rumah tangga agregat (Dang-Ha dkk., 2017; McLoughlin et al., 2015) atau menganggap bahwa perilaku konsumsi mereka statis. Ini membatasi kemampuan mereka untuk menciptakan pola dasar yang mempertimbangkan variabilitas dalam konsumsi sehari-hari pola dari waktu ke waktu. Tantangan lainnya adalah validasi cluster. Seperti yang diakui dalam komunitas data mining, masalah pengelompokan sangat sulit untuk dievaluasi. Intern langkah-langkah validasi seringkali terbatas pada skenario aplikasi tertentu, dan tidak mencukupi sendiri (Liu et al., 2010). Langkah-langkah evaluasi eksternal dapat digunakan sebagai gantinya, tetapi mereka membutuhkan label ground-truth yang menunjukkan cluster yang benar (Song & Zhang, 2008). Ini sering tidak tersedia karena pengelompokan adalah masalah pembelajaran yang tidak diawasi dan pengelompokan yang sebenarnya biasanya tidak dikenal. Oleh karena itu, evaluasi dengan inspeksi visual dapat diandalkan, tetapi dapat menjadi bias oleh interpretasi representasi visual (Gogolou et al., 2019).

Dalam domain listrik tantangan ini jelas. Sementara metrik internal sudah mapan, peringkat cluster dihasilkan oleh metrik internal menghasilkan hasil yang bertentangan dan biasanya tidak cukup untuk membedakan antara set cluster yang berbeda (Jin et al., 2017). Pemilihan cluster biasanya dilakukan melalui inspeksi visual, yang dapat memakan waktu, adhoc, subjektif dan sulit untuk direproduksi. Ketika arketipe diperbarui, proses evaluasi visual juga harus diulang. Langkah-langkah validasi eksternal berdasarkan pengetahuan domain terkadang digunakan untuk menentukan peringkat dan memandu pemilihan kumpulan klaster yang berguna (Xu et al., 2017). Namun, tidak ada standar metrik eksternal atau pedoman untuk memilih tindakan tersebut. Literatur penambangan data menunjukkan bahwa kualitas cluster paling baik dievaluasi terhadap yang spesifik tujuan aplikasi (Aggarwal, 2015). Meski begitu, para ilmuwan data seringkali memiliki keterbatasan pengetahuan domain, yang dapat menghalangi mereka untuk mengidentifikasi struktur pengelompokan yang berguna.

Bidang rekayasa ontologi menyediakan metode terstruktur untuk memperoleh dan merepresentasikan pengetahuan dari pakar domain. Salah satu metode tersebut, pertanyaan kompetensi, banyak digunakan oleh insinyur ontologi untuk memperoleh persyaratan aplikasi dan untuk membandingkan dan mengevaluasi kandidat konseptualisasi pengetahuan domain untuk konteks tertentu (Grüninger & Fox, 1995). Menggunakan studi kasus aplikasi di Afrika Selatan, kami menyajikan pendekatan yang menggunakan informal wawancara untuk mendapatkan pertanyaan kompetensi, yang kami operasikan sebagai evaluasi eksternal langkah-langkah untuk mengidentifikasi kumpulan klaster yang mewakili pola konsumsi harian yang paling berguna dalam dataset kami untuk menganalisis variabilitas dalam perilaku rumah tangga. Kumpulan cluster ini kemudian menyajikan perpustakaan pola konsumsi harian dominan yang dapat digunakan untuk menghasilkan pola dasar pelanggan dan menganalisis variabilitas dalam permintaan listrik perumahan nasional di Afrika Selatan.

Kami membangun di atas pekerjaan sebelumnya di mana kami membandingkan dan menganalisis teknik pengelompokan yang berbeda untuk pembangkitan pola konsumsi listrik harian (Toussaint & Moodley, 2019) dan mengembangkan langkah-langkah evaluasi pengelompokan eksternal dari pertanyaan kompetensi (Toussaint & Moody, 2020). Kami memvalidasi hasil kami dalam kasus penggunaan di mana kami menggunakan perpustakaan pola untuk membuat pola dasar pelanggan untuk rumah tangga Afrika Selatan. Arketipe yang dihasilkan oleh pendekatan dibandingkan dengan arketipe benchmark setara yang dikembangkan oleh para ahli.

Kami menunjukkan bahwa menggabungkan langkah-langkah validasi cluster internal dan eksternal memungkinkan pemilihan kumpulan cluster yang berguna untuk aplikasi kita. Secara khusus, kami menemukan pertanyaan kompetensi menjadi teknik yang menjanjikan untuk memunculkan dan mewakili persyaratan aplikasi. Pendekatan kita memiliki potensi untuk memungkinkan pemilihan klaster yang transparan dan berulang oleh ilmuwan data dengan pengetahuan domain terbatas.

Makalah ini mengulas literatur yang relevan di Bagian 2, dan menyajikan kumpulan data dan pengelompokan eksperimen di Bagian 3. Di Bagian 4 kami menguraikan pendekatan kami untuk memperoleh pertanyaan kompetensi dan memformalkan persyaratan aplikasi untuk menentukan tujuan pengelompokan. Pengelompokan hasilnya disajikan di Bagian 5. Di Bagian 6 kami mendemonstrasikan bagaimana perpustakaan pola dapat diterapkan dalam kasus penggunaan untuk membuat arketipe pelanggan. Akhirnya, kami mendiskusikan temuan kami di Bagian 7 dan menyimpulkan dalam Bagian 8.

Studi ini menggabungkan metrik validasi internal dan eksternal dalam proses evaluasi cluster

untuk mengidentifikasi kumpulan klaster yang mewakili pola konsumsi listrik harian yang paling baik

menangkap variabilitas dalam perilaku rumah tangga di Afrika Selatan. Seperti yang diamati dalam studi terkait

dalam domain listrik, kami menemukan langkah-langkah evaluasi pengelompokan internal tidak cukup untuk

menangkap nuansa dan pengetahuan implisit dari pakar domain yang diperlukan untuk mengidentifikasi a

kumpulan cluster yang bermanfaat. Meskipun beberapa penelitian sebelumnya telah memasukkan validasi eksternal

langkah-langkah, seperti entropi, pengetahuan domain, dan inspeksi visual oleh para ahli masih diperlukan

untuk evaluasi cluster yang efektif. Menggambar dari studi ini dan penggunaan pertanyaan kompetensi

untuk elisitasi pengetahuan dalam komunitas teknik ontologi, kami mengoperasionalkan

pertanyaan kompetensi sebagai langkah evaluasi eksternal untuk mengidentifikasi kumpulan klaster yang memenuhi

kriteria ekspresivitas dan kegunaan yang ditetapkan oleh pakar domain.

Kami melakukan wawancara tidak terstruktur dengan para ahli untuk mengidentifikasi karakteristik penting dari

profil beban harian dan pola dasar pelanggan untuk membandingkan dan menganalisis kumpulan klaster yang berbeda.

Sifat informal dari wawancara tidak terstruktur adalah pendekatan yang baik untuk memperoleh pengetahuan ahli,

karena ini memfasilitasi proses eksplorasi yang inheren di mana karakteristik terkait

RDLP muncul. Kami menyaring karakteristik ini menjadi lima pertanyaan kompetensi

untuk mengidentifikasi ekspresivitas yang diperlukan dan persyaratan kegunaan aplikasi. Itu

pertanyaan kompetensi sangat efektif untuk terlibat dengan pakar domain, tetapi mereka kurang

dukungan intrinsik untuk menentukan tujuan pengelompokan. Oleh karena itu kami memperkenalkan koleksi

langkah-langkah evaluasi eksternal dan matriks penilaian cluster untuk menerjemahkan pertanyaan kompetensi

ke dalam sistem peringkat untuk mengevaluasi dan membandingkan set cluster. Tidak seperti penelitian sebelumnya

yang melakukan langkah-langkah evaluasi sekunder secara informal melalui inspeksi visual atau dengan evaluasi

langkah-langkah yang menurut penulis menarik, penggunaan pertanyaan kompetensi dibenarkan

pilihan kami atas langkah-langkah evaluasi eksternal yang objektif dan mendasarkannya pada aplikasi

persyaratan. Secara keseluruhan, pertanyaan kompetensi membuat asumsi eksplisit, eksternal

langkah-langkah evaluasi membuat tujuan pengelompokan eksplisit, dan matriks pemilihan klaster

membuatnya mudah untuk diterapkan dan diulangi metodenya. Dengan menerapkan matriks pemilihan klaster selama

langkah evaluasi, seorang ilmuwan data dengan pengetahuan domain terbatas dapat menghasilkan lebih bermanfaat

cluster, dengan keterlibatan ahli domain yang terbatas.

Untuk memvalidasi bahwa cluster yang dipilih melalui metode kami selaras dengan profil beban perumahan

yang akan diterima dan digunakan oleh pakar domain, kami mengevaluasinya dalam kasus penggunaan. Itu

use case menunjukkan bahwa cluster kami dapat digunakan dengan sukses untuk menghasilkan arketipe pelanggan yang

setara dengan yang dibuat oleh para ahli. Perbedaan mencolok antara RDLP yang diproduksi

oleh para ahli dan RDLP yang kami peroleh dari cluster kami, adalah bahwa kami sering memperoleh beberapa

pola untuk satu hari jenis dan musim. Setiap pola memiliki bentuk, waktu puncak dan

nilai permintaan puncak. Ini adalah indikasi kuat bahwa profil beban kami lebih berbutir halus

daripada yang ahli dan lebih baik menangkap variabilitas dalam konsumsi harian individu

rumah tangga. Profil arketipe ahli di sisi lain cenderung memiliki pagi

dan puncak malam, dan permintaan maksimum yang lebih rendah. Ini adalah indikasi dari sifat agregat dari pola-pola ini, yang rata-rata konsumsi listrik untuk sejumlah besar rumah tangga

dengan pola konsumsi yang berbeda. Kami mengamati bahwa profil kami dapat merekonstruksi yang esensial

pola yang direpresentasikan dalam arketipe ahli, yang memberi kita keyakinan akan kegunaannya.

Selain itu, mereka menawarkan wawasan tentang variabilitas permintaan rumah tangga individu, yang

membuka pintu untuk memahami perubahan perilaku konsumsi sehari-hari di listrik perumahan

sektor. Sepengetahuan kami, makalah ini menyajikan pendekatan ujung ke ujung pertama untuk menciptakan

pola dasar pelanggan dari konsumsi listrik dan data survei dalam kondisi yang sangat heterogen

populasi. Pustaka pola konsumsi harian yang kami hasilkan menyediakan mekanisme

bagi pakar domain untuk mempelajari lebih lanjut dinamika perilaku konsumsi rumah tangga

dalam kaitannya dengan karakteristik rumah tangga, seperti transisi dari listrik rendah ke sedang

konsumsi, pergeseran ke pembangkit listrik terbarukan off-grid dan koneksi potensial antara

volatilitas penggunaan listrik dan kerentanan karena keadaan sosial dan ekonomi.

Pertanyaan kompetensi, bobot, dan nilai ambang bersifat subjektif, tetapi sebagai tujuan kami

adalah untuk memformalkan pengetahuan domain yang digunakan para ahli untuk memilih kelompok dan bukan untuk membuat

proses evaluasi yang objektif, kami tidak menganggap ini sebagai kendala. Batasan dari

pendekatan bagaimanapun adalah bahwa memunculkan pertanyaan kompetensi melalui wawancara tidak terstruktur dan

artefak pengetahuan yang ada membutuhkan sintesis sejumlah besar informasi, yang

bisa membosankan dan menantang. Investasi waktu awal untuk membuat pertanyaan kompetensi

dan mengasosiasikannya dengan langkah-langkah evaluasi eksternal tinggi, dan tunduk pada para ahli dan

sumber pengetahuan yang dikonsultasikan. Namun, karena perusahaan utilitas memerlukan wawasan berkelanjutan tentang

perilaku pelanggan secara triwulanan atau tahunan, investasi kali ini dihabiskan dengan baik, karena

mengurangi inkonsistensi dan upaya berulang yang diperlukan untuk mengevaluasi dan memilih secara manual

cluster. Sedangkan rekaman audio dan catatan yang diambil selama wawancara informal adalah

cukup untuk mengumpulkan pengetahuan ahli, perlu mengeksplorasi pendekatan alternatif

untuk memunculkan pengetahuan domain dan menyaringnya menjadi pertanyaan kompetensi. Pendekatan kami adalah

menjanjikan untuk aplikasi serupa di lokasi geografis yang berbeda dan domain yang berdekatan seperti

sebagai konsumsi air perumahan, meskipun pertanyaan kompetensi dan evaluasi eksternal

langkah-langkah perlu disesuaikan agar sesuai dengan tujuan mereka.

Conclusion

Dalam makalah ini kami menggunakan studi kasus aplikasi untuk menggambarkan pendekatan untuk memunculkan dan mewakili

pengetahuan domain ahli dan persyaratan aplikasi untuk memformalkan tujuan pengelompokan

dan memandu evaluasi dan pemilihan struktur pengelompokan. Kami melakukan tidak terstruktur

wawancara dengan para ahli untuk mengidentifikasi karakteristik penting dari profil beban harian dan

pola dasar pelanggan, yang kami saring menjadi pertanyaan kompetensi. Soal kompetensi

dioperasionalkan sebagai langkah-langkah evaluasi eksternal dan matriks penilaian cluster. Oleh

menggabungkan langkah-langkah validasi internal dan eksternal, kami dapat mengevaluasi struktur pengelompokan

terhadap persyaratan aplikasi untuk memilih struktur pengelompokan yang paling mewakili

variabel perilaku konsumsi listrik harian rumah tangga Afrika Selatan. yang dipilih

cluster set digunakan untuk membuat pustaka pola dan menghasilkan arketipe pelanggan yang kami evaluasi berdasarkan benchmark ahli. Pendekatan kami memiliki potensi untuk memungkinkan transparansi dan

pemeringkatan dan pemilihan klaster yang dapat diulang oleh ilmuwan data dengan pengetahuan domain terbatas.

Customer Segmentation Based on the Electricity Demand Signature: The Andalusian Case

Sebuah meteran pintar memungkinkan utilitas listrik untuk mendapatkan wawasan rinci tentang kebutuhan pelanggan mereka, memungkinkan mereka untuk menawarkan produk dan layanan yang disesuaikan, dan untuk berhasil dalam persaingan yang semakin meningkat pasar. Sementara di dunia yang ideal, perusahaan akan memperlakukan setiap pelanggan sebagai individu, dalam praktiknya ini agak sulit. Untuk alasan ini, perusahaan biasanya harus menargetkan kelompok pelanggan yang lebih kecil yang mirip. Ada beberapa cara untuk mengatasi masalah ini dan menemukan pendekatan yang tepat adalah kuncinya untuk sukses.

Oleh karena itu, dalam penelitian ini kami memperkenalkan tanda tangan permintaan listrik, sebuah pendekatan baru untuk mengkarakterisasi dan mengelompokkan pelanggan listrik berdasarkan kebiasaan permintaan mereka. Kami menguji proposal kami menggunakan permintaan listrik dari 64 bangunan di Andalusia, Spanyol, dan membandingkan hasil kami dengan canggih. Hasilnya menunjukkan bahwa proposal kami berguna untuk mengelompokkan pelanggan secara bermakna cara, dan itu adalah representasi yang mudah dan ramah dari perilaku pelanggan yang dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut.

Introduction

Peluncuran besar-besaran smart meter ke pelanggan listrik di banyak negara di sekitar Dunia, terutama di Eropa dan Amerika Utara, telah membuka peluang besar bagi peningkatan utilitas layanan dan penjualan online mereka. Meteran pintar memberikan rincian rinci tentang energi listrik konsumsi dari waktu ke waktu, biasanya disebut sebagai kurva beban atau profil beban. Dengan menganalisis beban ini kurva, utilitas listrik mendapatkan wawasan tentang kebutuhan pelanggan mereka, yang kemudian digunakan untuk menawarkan disesuaikan produk dan layanan (pemasaran), serta untuk meningkatkan operasi mereka sendiri (misalnya, meminimalkan energi kerugian [1,2], bereaksi terhadap kegagalan [1,3], pemeliharaan program [2], antara lain).

Untuk memaksimalkan manfaat dari inisiatif (pemasaran) ini, utilitas biasanya harus menargetkan lebih kecil kelompok pelanggan yang memiliki kebutuhan yang sama [4], yaitu segmentasi pelanggan. Hari-hari "di mana saja" warna asalkan hitam” sudah berakhir, tetapi mungkin tidak layak untuk memperlakukan setiap pelanggan hanya dalam hal ini konteks. Oleh karena itu, kunci suksesnya adalah menemukan segmentasi pelanggan yang tepat dan bermakna (masalah pengelompokan). Karena pentingnya proses ini, ada beberapa alternatif yang diusulkan untuk clustering pelanggan listrik [5-7], namun, sebagian besar studi dan proposal berfokus pada pelanggan tertentu jenis, misalnya, pelanggan perumahan, pelanggan industri/komersial, atau pelanggan kecil. Memang, listrik utilitas biasanya berurusan dengan beberapa jenis pelanggan. Selanjutnya, jumlah yang besar dan dimensi tinggi dari data yang dihasilkan oleh setiap pelanggan menimbulkan tantangan bagi sebagian besar pengelompokan teknik, karena mereka tidak cocok untuk data besar dunia nyata semacam ini [7,8]. Oleh karena itu, tujuan dari penelitian ini adalah untuk menyajikan alternatif untuk mengelompokkan beberapa jenis pelanggan listrik. Secara khusus, kontribusi utama dari pekerjaan ini adalah:

[C1] Tanda tangan permintaan listrik: Dalam studi ini kami memperkenalkan pendekatan baru untuk mengkarakterisasi perilaku pelanggan listrik berdasarkan kepentingan relatif dari pengukuran kurva beban harian, yang mampu mengelola beberapa jenis pelanggan.

[C2] Perhitungan evolusioner dari tanda tangan: Kami menyajikan metode yang didasarkan pada evolusi algoritma (EA) untuk menghitung tanda tangan permintaan listrik dan menunjukkan bahwa proposal kami mengungguli state-of-the-art.

[C3] Analisis segmentasi pelanggan: Menggunakan kebutuhan listrik 64 gedung yang berlokasi di Andalusia, Spanyol, kami melakukan perbandingan hasil segmentasi pelanggan berdasarkan tanda permintaan listrik terhadap segmentasi berdasarkan karakteristik beban tipikal kurva [9].

Ini menunjukkan kesesuaian proposal kami untuk mengelola beberapa jenis pelanggan dan kemampuannya menangani data nyata, besar, dan berdimensi tinggi. Sisa dari pekerjaan ini disusun sebagai berikut: Bagian 2 memberikan gambaran tentang state-of-the-art,

Bagian 3 menyajikan tanda tangan permintaan listrik (kontribusi C1 dan C2), Bagian 4 menjelaskan tentang data yang digunakan untuk menguji proposal kami, Bagian 5 dan 6 menyajikan hasil yang diperoleh (kontribusi C2 dan C3), dan Bagian 7 menguraikan kesimpulan dari penelitian ini dan mengusulkan pekerjaan di masa depan.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memberikan alternatif segmentasi pelanggan yang mampu mengelola beberapa jenis pelanggan. Pada bagian sebelumnya kami menunjukkan bahwa metode yang diusulkan untuk memilih fitur yang paling relevan cocok, yaitu, mengungguli teknik-teknik canggih dalam konteks masalah yang sedang dipecahkan. Sekarang, di bagian ini kita mempelajari penggunaan tanda tangan permintaan listrik untuk melakukan segmentasi pelanggan (kontribusi ketiga kami).

Pertama, kami menyajikan hasil klasifikasi berdasarkan tanda tangan permintaan listrik. Kemudian, kami memperkenalkan hasil segmentasi berdasarkan karakteristik kurva beban tipikal [9], dan terakhir, kami membandingkan kedua alternatif dan mendiskusikan kegunaan segmentasi yang diusulkan.

Saat ini, utilitas listrik yang ingin berhasil di pasar yang kompetitif dipaksa untuk memperluas produk dan layanan yang mereka tawarkan. Mengenal apa yang diinginkan pelanggan mereka atau siapa yang akan tertarik pada produk atau layanan tertentu bukanlah hal yang sepele dan menjadi lebih sulit ketika kita mempertimbangkan bahwa sebuah utilitas mungkin memiliki ratusan ribu pelanggan. Untuk mengatasi masalah ini adalah berguna untuk mengelompokkan pelanggan ke dalam kelompok-kelompok kecil sesuai dengan kesamaannya.

Oleh karena itu, kunci keberhasilannya terletak pada pemilihan cara yang tepat untuk mengkarakterisasi pelanggan (sehingga satu pelanggan dapat dibandingkan dengan pelanggan lain). Dalam karya ini, (kontribusi C1) kami menyajikan pendekatan pendekatan baru untuk mengkarakterisasi pelanggan: tanda permintaan listrik, representasi baru berdasarkan kepentingan relatif dari pengukuran kurva beban harian. Kami memperkenalkan (kontribusi C2) algoritme evolusi untuk menghitung tanda tangan permintaan listrik dan kami membandingkan (kontribusi 3) hasil segmentasi pelanggan berdasarkan proposal kami dengan segmentasi berdasarkan karakteristik beban tipikal kurva menggunakan seperangkat 64 bangunan yang terletak di Andalusia, Spanyol.

Kami menunjukkan bahwa tanda tangan permintaan listrik dapat direpresentasikan sebagai histogram, menjadi visualisasi yang mudah dipahami dari variabilitas pola beban untuk konsumen listrik tertentu. Di sisi lain, analisis segmentasi pelanggan menunjukkan bahwa pengelompokan berdasarkan tanda tangan permintaan lebih bermakna (dari sudut pandang ahli) daripada segmentasi berdasarkan kurva beban khas karakteristik, dan proposal kami memungkinkan penargetan kelompok pelanggan yang lebih kecil.

Penting untuk dicatat bahwa proposal kami tidak mengecualikan representasi lain, sebaliknya kami menganggapnya sebagai alat pelengkap. Hasil yang disajikan menunjukkan bahwa tanda permintaan listrik juga dapat digunakan untuk menyelesaikan analisis lebih lanjut dari pelanggan, termasuk deteksi outlier (misalnya, mengapa 04:00 begitu penting di sekolah?), studi perilaku (misalnya, apakah waktu makan siang mempengaruhi beban ?), diantara yang lain.

Sebagai pekerjaan di masa depan, kami berencana untuk memperluas tanda tangan yang diusulkan dengan menambahkan lebih banyak data, misalnya, konsumsi energi reaktif, demografi, atau karakteristik bangunan. Kami juga mengusulkan untuk mempelajari berbagai alternatif untuk memilih informasi yang paling relevan (multi-tujuan, kesesuaian yang berbeda, dll.).

Load Profile-Based Residential Customer Segmentation for Analyzing Customer Preferred Time-of-Use (TOU) Tariffs

Smart meter dan harga dinamis adalah faktor kunci dalam menerapkan smart grid. Penetapan harga dinamis adalah salah satu metode manajemen sisi permintaan yang dapat menggeser permintaan dari jam sibuk ke jam tidak sibuk. Selanjutnya, penetapan harga dinamis dapat membantu utilitas mengurangi biaya investasi sistem tenaga dengan membebankan harga yang berbeda pada waktu yang berbeda sesuai dengan profil beban sistem. Di sisi lain, diperlukan strategi penetapan harga yang dinamis yang dapat memuaskan pelanggan residensial dari sudut pandang pelanggan. Profil beban perumahan dapat digunakan untuk memahami preferensi pelanggan perumahan untuk tarif listrik. Dalam studi ini, untuk menganalisis preferensi tarif waktu penggunaan (TOU) pelanggan perumahan Korea melalui data konsumsi listrik perumahan, profil beban yang representatif untuk setiap pelanggan dapat ditemukan dengan memanfaatkan median konsumsi per jam.

Pada tahap ekstraksi fitur, enam fitur yang dapat menjelaskan pola penggunaan harian pelanggan diekstraksi dari profil beban yang representatif. Profil beban perumahan Korea dikelompokkan menjadi empat kelompok menggunakan model campuran Gaussian (GMM) dengan kriteria informasi Bayesian (BIC), yang membantu menemukan jumlah kelompok yang optimal, dalam tahap pengelompokan. Selanjutnya, eksperimen pilihan (CE) dilakukan untuk mengidentifikasi preferensi pelanggan perumahan Korea untuk TOU dengan atribut yang dipilih.

Model logit campuran dengan pendekatan Bayesian digunakan untuk memperkirakan preferensi pelanggan setiap kelompok untuk atribut tarif waktu penggunaan (TOU). Akhirnya, tarif TOU untuk profil beban masing-masing grup adalah direkomendasikan menggunakan perkiraan nilai bagian.

Introduction

Dalam beberapa tahun terakhir, pemanasan global akibat emisi karbon dioksida yang ekstensif telah menjadi kekhawatiran yang meningkat. Oleh karena itu, banyak negara telah berusaha untuk mendirikan koalisi yang benar-benar global untuk netralitas karbon pada tahun 2050. Banyak negara menggunakan penyimpanan energi sistem dan sumber energi terbarukan variabel di sisi penawaran dan respons permintaan, seperti program penetapan harga dinamis, untuk transisi dari sistem terpusat saat ini ke sistem desentralisasi bebas karbon [1,2].

Penetapan harga dinamis berdasarkan smart meter memainkan peran penting dalam menerapkan jaringan pintar. Penetapan harga dinamis adalah salah satu metode manajemen sisi permintaan yang dapat mengurangi permintaan pada puncak dengan membebankan harga yang berbeda pada waktu yang berbeda sesuai dengan permintaan.

Manajemen sisi permintaan berbasis TOU diusulkan dalam [3]. Selanjutnya, harga dinamis dapat membantu utilitas mengurangi biaya investasi sistem tenaga dengan mengalihkan beban puncak dari jam sibuk hingga jam tidak sibuk. Kontrak harga dinamis tersedia di banyak negara. Di Amerika Serikat, skema penetapan harga dinamis yang paling populer adalah time-of-use (TOU) dan penetapan harga puncak kritis (CPP). Di negara-negara Eropa, TOU adalah harga paling dinamis skema [4,5].

Beberapa penelitian sebelumnya telah menganalisis bagaimana menerapkan tarif TOU yang efektif struktur [6,7]. Berdasarkan analisis teoretis ini, beberapa eksperimen lapangan telah dilakukan diimplementasikan untuk mengevaluasi pengaruh penetapan harga dinamis. Hasil empiris dari eksperimen lapangan menunjukkan bahwa TOU atau penetapan harga dinamis menurunkan permintaan listrik pada waktu puncak [8,9]. Namun, meskipun TOU efektif, tidak jelas apakah pelanggan lebih memilih TOU bukannya harga tetap yang ada. Selain itu, jika pelanggan lebih menyukai tarif TOU, maka yang atribut tarif TOU lebih disukai. Dalam memperkirakan preferensi barang virtual, penerapan model pilihan diskrit seperti eksperimen pilihan semakin meningkat. Sebuah pilihan eksperimen memiliki keuntungan untuk dapat memperkirakan manfaat pelanggan dari berbagai berubah sesuai dengan estimasi preferensi untuk setiap atribut. Oleh karena itu, untuk menyelidiki penerimaan pelanggan terhadap tarif TOU dan atributnya yang paling disukai oleh pelanggan, eksperimen pilihan dilakukan.

Beberapa penelitian sebelumnya telah menggunakan eksperimen pilihan yang disajikan dalam penelitian ini. Ozbafli dan Jenkins mempelajari 350 rumah tangga di Siprus Utara menggunakan eksperimen pilihan. Meskipun studi ini tidak memperkirakan preferensi tarif listrik, studi ini memperkirakan kesediaan membayar (WTP) pelanggan atas pasokan listrik yang andal [10]. Kristen dkk. menganalisis preferensi pelanggan yang kuat untuk rencana penetapan harga invarian waktu yang berlaku dibandingkan dengan rencana penetapan harga varian waktu untuk layanan listrik. Mereka membandingkan preferensi pelanggan untuk paket harga yang berbeda menggunakan modifikasi dari pilihan diskrit tradisional percobaan.

Mereka menemukan bahwa rumah tangga menolak penetapan harga dinamis karena tidak dapat diprediksi variasi harga [11]. Elisabeth dkk. menyelidiki jenis penetapan harga yang disukai dan mengapa, berdasarkan dua studi empiris berikut dari Jerman. Pertama adalah kuesioner penelitian termasuk eksperimen pilihan, dan yang kedua adalah eksperimen lapangan dengan tes penghuni laboratorium rumah pintar. Mereka menemukan bahwa pelanggan tertarik untuk dinamis harga tetapi lebih menyukai program sederhana daripada yang kompleks dan sangat dinamis. Sebuah Batasan dari penelitian ini adalah bahwa lingkungan eksperimen tidak nyata, dan atribut-atributnya merupakan eksperimen pilihan tidak mewakili rencana penetapan harga dinamis. [12].

Yoshida dkk. menyelidiki preferensi pelanggan untuk penetapan harga dinamis dengan mempelajari kehidupan pelanggan di Jepang menggunakan eksperimen pilihan. Yoshida dkk. menemukan bahwa TOU lebih disukai metode penetapan harga untuk pelanggan, dan TOU memiliki nilai kesediaan membayar (WTP) tertinggi di antara skema penetapan harga dinamis lainnya. Hasil investigasi mereka menunjukkan bahwa rumah tangga karakteristik merupakan faktor penting dalam pilihan penetapan harga dinamis. Namun, Yoshida dkk. hanya menggunakan model logit bersyarat yang tidak sepenuhnya mencerminkan preferensi untuk penetapan harga dinamis dari setiap pelanggan [13]. Baru-baru ini, di Jerman, penerimaan konsumen tarif TOU dianalisis menggunakan eksperimen pilihan. Ini menunjukkan bahwa sekitar 70% dari responden memilih tarif TOU. Keterbatasan penelitian yang dilakukan di Jerman adalah bahwa jumlah atribut yang merupakan survei eksperimen pilihan kecil, dan atribut yang terdiri dari tarif TOU tidak cukup dipertimbangkan [14].

CE pada penelitian sebelumnya hanya bertujuan untuk mengetahui preferensi pelanggan terhadap tarif TOU dengan program penetapan harga lainnya. Misalnya, program penetapan harga dinamis untuk atribut juga ditetapkan oleh peneliti, dan preferensi pelanggan diperkirakan antara program penetapan harga dinamis yang berbeda. Oleh karena itu, penelitian tentang atribut tarif TOU yang penting bagi pelanggan masih kurang. Selain itu, sedikit yang diketahui tentang preferensi pelanggan untuk paket dan atribut tarif TOU berdasarkan profil beban harian pelanggan. Namun, penting untuk mempertimbangkan profil beban saat menganalisis preferensi tarif TOU.

Misalnya, ketika memilih rencana tarif TOU, pelanggan dapat mempertimbangkan pola penggunaan listrik harian mereka dari waktu ke waktu. Hal ini karena pelanggan tidak memiliki kesempatan untuk mengurangi penggunaan listriknya dan umumnya tidak menginginkan periode waktu puncak yang lebih lama ketika mereka menggunakan sedikit listrik selama periode waktu puncak. Untuk pengetahuan terbaik, studi ini adalah upaya pertama untuk menganalisis preferensi pelanggan untuk rencana tarif TOU dan atribut berdasarkan

profil beban harian pelanggan. Oleh karena itu, dalam penelitian ini pelanggan dikelompokkan sesuai dengan profil bebannya. Selanjutnya, preferensi atribut masing-masing kelompok dari tarif TOU diselidiki menggunakan eksperimen pilihan. Terakhir, desain tarif TOU yang paling disukai disajikan dalam metode enumerasi berdasarkan atribut pilihan masing-masing kelompok.

Sisa dari makalah ini disusun sebagai berikut: Bagian 2 menjelaskan metode yang digunakan untuk mengelompokkan profil beban perumahan. Bagian 3 memperkenalkan metode eksperimen pilihan untuk mengidentifikasi preferensi pelanggan untuk tarif TOU. Bagian 4 menyajikan hasil analisis dengan menggunakan metode yang diusulkan dalam penelitian ini. Akhirnya, Bagian 5 menyimpulkan makalah ini.

Dalam studi ini, profil beban pelanggan listrik perumahan Korea dikelompokkan menjadi empat kelompok. Keempat kelompok tersebut dijelaskan melalui karakteristik demografis pelanggan.

Preferensi pelanggan untuk tarif TOU di setiap kelompok dianalisis dengan desain Tarif, Bulan, Akhir Pekan, dan Waktu Puncak, atribut utama dalam menyusun tarif TOU. Hasil model mixed-logit dengan estimasi Bayesian menggambarkan preferensi masing-masing pelanggan untuk atribut tarif TOU di masing-masing grup. Akhirnya, desain tingkat untuk profil beban disarankan berdasarkan preferensi untuk atribut masing-masing kelompok.

Oleh karena itu, tarif TOU yang direkomendasikan untuk kelompok Malam adalah Tarif D dan waktu puncak 4 jam/hari pada hari kerja dan akhir pekan selama 2 bulan. Untuk grup Siang Hari, tarif TOU yang disarankan adalah Tarif D dan waktu puncak 2 jam/hari pada hari kerja dan akhir pekan selama 2 bulan. Paket tarif TOU yang direkomendasikan untuk grup Pagi adalah Tarif F dan waktu puncak 4 jam/hari pada hari kerja dan akhir pekan selama 4 bulan. Terakhir, rencana tarif TOU yang disarankan untuk grup Owl adalah Tarif D dan waktu puncak 3 jam/hari pada hari kerja dan akhir pekan selama 2 bulan.

Mempertimbangkan profil beban perumahan saat merancang tarif TOU untuk setiap pelanggan dapat menjadi pendekatan desain yang efisien. Hal ini karena konsumsi listrik perumahan dapat diukur secara real-time.

Validasi dengan umpan balik pelanggan akan memerlukan uji coba TOU lebih lanjut berdasarkan rencana tarif TOU pilihan masing-masing grup. Studi masa depan dari percontohan TOU tambahan berdasarkan rencana tarif TOU pilihan akan membantu menganalisis bagaimana rencana tarif TOU pilihan mempengaruhi pergeseran beban pelanggan individu.

The potential for segmentation of the retail market for electricity in Ireland

Hitunglah margin kotor yang diperoleh dari pasokan listrik ke rumah tangga di Irlandia. Menggunakan data permintaan listrik setengah jam, harga marjinal sistem (juga disebut harga grosir) dan harga eceran listrik, kami menganalisis bagaimana margin kotor bervariasi di antara pelanggan dengan yang berbeda karakteristik.Harga grosir bervariasi sepanjang hari, dengan demikian, waktu penggunaan listrik mempengaruhi margin kotor. Namun, faktor utama dalam menentukan margin kotor adalah tingkat permintaan.

Margin kotor tertinggi diperoleh dari memasok pelanggan yang memiliki karakter berikut- karakteristik: berusia antara 46 dan 55, memiliki pendapatan rumah tangga setidaknya € 75.000 per tahun, sedang wiraswasta, memiliki pendidikan tingkat ketiga, memiliki pekerjaan profesional atau manajerial, hidup rumah tangga dengan tujuh atau lebih orang, tinggal di rumah yang terpisah, memiliki setidaknya lima kamar tidur atau makhluk lainnya seorang pemegang hipotek.

Regresi OLS menunjukkan bahwa margin kotor sebagian dijelaskan oleh langkah-langkah konservasi energi yang ada dalam rumah tangga;jumlah anggota rumah tangga;jumlah kamar tidur; umur; pekerjaan; dan tipe akomodasi.

Smart meterholdalotoofpromise.Smartmeterswillenable manajemen sisi permintaan untuk pengguna listrik kecil melalui nyata harga waktu dan peralatan pintar. Smartmeters akan membantu dengan integrasi ke dalam sistem tenaga listrik pembangkit mikro dan penyimpanan mikro, dan kendaraan hybrid-listrik.Smart meter juga akan menghasilkan jumlah informasi yang belum pernah terjadi sebelumnya tentang perilaku konsumen. Saat ini, perusahaan kekuatan biasa tahu penggunaan listrik bulanan kliennya. Di masa depan, daya perusahaan dapat mengetahui penggunaan listrik per menit—jika diinginkan.

Di pasar lain, revolusi serupa dalam ketersediaan data telah menyebabkan segmentasi pasar. Ini bisa menjadi jinak, dalam hal ini promosi yang ditargetkan (misalnya, supermarket) atau harga (misalnya, maskapai penerbangan) tetapi dalam kasus lain, regulator harus mengambil langkah untuk mencegah pengecualian (misalnya, asuransi kesehatan). Karena harga grosir listrik bervariasi secara tajam selama siklus harian, penggunaan data frekuensi tinggi dapat menjadi sangat berharga bagi perusahaan yang berkuasa penting bahwa penyedia listrik mengidentifikasi pelanggan bahwa hasilkan margin kotor terbesar.

Dengan cara ini, pemasok dapat memindai lebih banyak lagi menargetkan secara efisien, memuaskan, dan mempertahankan pelanggan mereka yang paling menguntungkan. Ini mudah dilakukan melalui pemasaran yang ditargetkan pada kelompok atau lokasi tertentu. Pada saat yang sama, persaingan jauh dari sempurna dalam pasar listrik dan peraturan ketat. Lebih tua dan orang yang berpendidikan rendah tidak mungkin beralih ke listrik penyedia (Komisi Eropa, 2009), sehingga tidak menguntungkan klien dapat tetap dengan yang lama sementara yang lebih menguntungkan bergabung dengan pendatang baru.1

Peserta baru akan menjadi kuat insentif untuk mendorong itu, katakanlah melalui iklan selektif. Namun, listrik dipandang sebagai barang penting dan akan ada menjadi tekanan politik bahwa "rentan" (misalnya, orang tua, lebih rendah) berpendidikan) tidak akan membayar harga yang “berlebihan”. Sistem saat ini, ada subsidi implisit dari pelanggan yang lebih menguntungkan untuk yang kurang menguntungkan. Di masa depan, ini mungkin menjadi eksplisit subsidi, atau regulator dapat mengambil tindakan lain. Listrik pedesaan pelanggan lebih mahal untuk terhubung, dan sementara ini pelanggandopaya biaya tetap lebih tinggi per bulan, utilitas tidak diizinkan untuk menolak untuk memberikan layanan kepada mereka. Pembatasan serupa mungkin (harus) dikenakan pada klien yang tidak menguntungkan penting untuk menganalisis apakah ketersediaan waktu penggunaan data, seperti yang disediakan oleh smartmeters, dapat memfasilitasi pemilihan yang merugikan di pasar eceran untuk listrik (Joskow dan Tirole, 2006).

Dalam makalah ini, kami menggunakan data dari uji coba smartmeter di Irlandia untuk menguji apakah profitabilitas bervariasi secara sistematis antara jenis rumah tangga. Secara khusus, perkirakan margin kotor diperoleh dari pasokan listrik. Menggunakan listrik setengah jam data permintaan, harga marginal sistem setengah jam (SMP), beberapa dari biaya tambahan untuk penyediaan listrik, dan harga ecerannya listrik, kami menganalisis bagaimana margin kotor bervariasi di seluruh pelanggan, menggunakan karakteristik mereka seperti yang diungkapkan secara rinci survei pengguna. Kami juga menjalankan OLS regresi untuk menetapkan yang mana karakteristik rumah tangga tidak signifikan secara statistic margin kotor. Untuk empat pengetahuan terbaik, kenakan yang pertama untuk dilakukan ini untuk negara mana pun.

Di Irlandialistrik dibeli dan dijual melalui All-Island pasar tenaga listrik yang mulai beroperasi pada bulan November 2007. Pasar Listrik Tunggal (SEM) beroperasi di lantai dasar pasar kolam renang wajib. Semua listrik yang dihasilkan atau diimpor ke pulau Irlandia harus dijual ke kolam ini. Selain itu, semua

grosirlistrik untuk konsumsi atau ekspor dari pulau

Irlandia harus dibeli dari pasar kolam renang.Pembelian pemasok-

mendapatkan energi dari kolam, membayar pembangkit SMP, biaya kapasitas, 2

dan biaya sistem.SMPisasi harga di seluruh pulau pulau untuk masing-masing

periode perdagangan setengah jam. Ini ditentukan melalui penjadwalan pasar dan

harga perangkat lunak untuk setiap periode perdagangan setengah jam.

Ada banyak literatur di bidang pemasaran, tesamin

bagaimana bisnis harus mengidentifikasi dan selanjutnya menargetkan sebagian besar mereka

pelanggan yang menguntungkan (lihat misalnya Kumaretal., 2010; Lee and

Park, 2005) Ini penting di pasar listrik Irlandia di mana

peningkatan persaingan dalam beberapa tahun terakhir telah mendorong banyak pelanggan

mers untuk beralih penyedia. Di pasar seperti itu, bisnis harus menyadari

bahwa mempertahankan pelanggan secara signifikan lebih murah daripada menarik-

baru (Jeffrey danFranco, 1996; Reichheld dan Earl Sasser,

1990). Dengan mengidentifikasi margin kotor lintas kelompok yang berbeda

pelanggan,pemasok listrikdapatlebih efisienmenargetkan,memuaskan

dan mempertahankan pelanggan mereka yang paling menguntungkan, sehingga meningkatkan keuntungan. Metode yang digunakan dalam makalah ini dapat dengan mudah diadopsi untuk

studi margin kotor di negara lain di mana frekuensi tinggi datapermintaan listrik rumah tanggatersedia.

Conclusion

Dalam makalah ini kami memperkirakan margin kotor yang diperoleh dari pasokan listrik untuk 4232 rumah tangga di Irlandia margin bervariasi sepanjang hari dengan perubahan di pelanggan permintaan dan perubahan di SMP. Dalam periode permintaan tinggi margin kotor meningkat meskipun pasokan listrik lebih mahal saat ini seperti yang ditunjukkan oleh SMP yang lebih tinggi.

Kami membandingkan derajat dengan margin kotor yang bervariasi di seluruh pelanggan dengan karakteristik yang berbeda. Kami menemukan yang tertinggi margin kotor diperoleh dari memasok pelanggan yang memiliki karakteristik berikut: berada di antara 46 dan 55, memiliki pendapatan rumah tangga minimal €75.000 per tahun,menjadi diri sendiri bekerja, memiliki pendidikan tingkat ketiga, memiliki profesional atau pekerjaan manajerial, hidup dalam rumah tangga dengan tujuh orang atau lebih orang, tinggal di rumah terpisah, memiliki setidaknya lima kamar tidur atau menjadi pemegang hipotek.

Margin rata-rata 3 sen/kWh untuk setiap kelompok rumah- dianggap dalam analisis ini. Setelah penyelidikan lebih lanjut, kami ternyata pola listrik yang digunakan tidak berbeda jauh antara rumah tangga dengan karakteristik yang berbeda.Hampir semua variasi margin yang dijelaskan oleh tingkat permintaan daripada waktu di mana listrik digunakan.

Jalankan OLSregresi untuk menetapkan karakter mana

isticsarepentingdalammenjelaskanmargin kotor di rumah tangga

tingkat.Hasil menunjukkan bahwa margin kotor sebagian dijelaskan oleh

langkah-langkah konservasi energi yang mewakili rumah tangga,

jumlah anggota rumah tangga, jumlah kamar tidur, dan

umur, status sosial, pekerjaan anggota rumah tangga.

Menariknya, kami menemukan bahwa data pengukuran cerdas tidak akan disediakan

perusahaan pemasok listrik di Irlandia dengan informasi tambahan

menentukan kelompok pelanggan mana yang paling menguntungkan. Kami

temukan bahwa margin kotor didorong oleh tingkat permintaan listrik,

daripada waktu yang digunakan. Di Irlandia polanya

kebutuhan listrik sangat mirip di semua rumah tangga; ini mungkin

berevolusi di masa depan sebagai rumah tangga mengadopsi perangkat pemindah beban, untuk

contoh kendaraan listrik, pada tingkat yang berbeda. Namun, sebagai arus

pola-pola permintaan listrik, data di atas permintaan, mandisas

data waktu penggunaan yang berharga untuk perusahaan pemasok listrik

akan menjadi.

**Load Profile Segmentation for E**\_**ective Residential**

**Demand Response Program: Method and Evidence**

**from Korean Pilot Study**

Memuat Segmentasi Profil untuk Hunian yang Efektif Program Respon Permintaan: Metode dan Bukti dari Studi Percontohan Korea

Karena heterogenitas perilaku respons permintaan di antara pelanggan, memilih

segmen yang sesuai adalah salah satu faktor kunci untuk operasi respons permintaan yang efisien dan stabil

(DR). Sebagian besar utilitas menyadari pentingnya pendaftaran yang ditargetkan. Penargetan pelanggan

dalam program DR biasanya dilaksanakan berdasarkan segmentasi pelanggan. Pelanggan perumahan

dicirikan oleh konsumsi listrik yang rendah dan variabilitas yang besar di seluruh waktu konsumsi.

Faktor-faktor ini dianggap sebagai tantangan utama dalam segmentasi profil beban rumah tangga.

Metode segmentasi pelanggan yang ada memiliki keterbatasan dalam mencerminkan konsumsi listrik sehari-hari,

waktu permintaan puncak, dan pola beban. Dalam penelitian ini, kami mengusulkan metode pengelompokan baru untuk melakukan segmentasi

pelanggan lebih efektif dalam program respon permintaan perumahan dan dengan demikian, mengidentifikasi cocok

target pelanggan di DR. Pendekatan ini dapat digambarkan sebagai prosedur k-means dua tahap termasuk:

fitur konsumsi dan pola beban. Kami memberikan bukti kinerja luar biasa dari

metode yang diusulkan dibandingkan dengan k-means yang ada, Self-Organizing Map (SOM) dan Fuzzy C-Means

(FCM). Hasil segmentasi juga dianalisis untuk mengidentifikasi kelompok yang tepat berpartisipasi dalam

DR, dan efek DR dari kelompok sasaran diperkirakan dibandingkan dengan pelanggan tanpa beban

segmentasi profil. Kami menerapkan metode yang diusulkan untuk pelanggan perumahan yang berpartisipasi dalam

program DR percontohan rabat waktu puncak di Korea. Hasilnya membuktikan bahwa metode yang diusulkan menunjukkan

kinerja luar biasa: pengurangan permintaan meningkat sebesar 33,44% dibandingkan dengan kasus keikutsertaan

dan penghematan biaya utilitas dalam operasi DR adalah 437.256 KRW. Selanjutnya, penelitian kami menunjukkan bahwa

organisasi yang menerapkan program DR, seperti utilitas ritel atau operator sistem independen, dapat

lebih hemat mengelola program DR berbasis insentif dengan memilih pelanggan yang ditargetkan.

Introduction

Baru-baru ini, sumber energi terdistribusi (DER) seperti fotovoltaik (PV), turbin angin (WT), energi

sistem penyimpanan (ESS), dan respons permintaan (DR) telah berkembang pesat pada distribusi

sistem. Karena tren ini, karakteristik permintaan daya menjadi lebih rumit.

Selain itu, berbagai model bisnis dan kebijakan sebagai peningkatan aplikasi sumber daya telah dibuat.

Namun, ekspansi DER menyebabkan fluktuasi beban pada sistem distribusi lokal. DR

Program ini dianggap sebagai salah satu solusi untuk mengurangi ketidakseimbangan. Untuk alasan ini, program DR

baru-baru ini mendapat perhatian yang signifikan. Di bawah program DR, konsumen listrik mengubah

pola konsumsi listrik dalam menanggapi tarif berbasis waktu atau pembayaran insentif untuk periode yang dibutuhkan [1]. Utilitas dan/atau operator sistem independen (ISO) mengelola program DR untuk menghindari

permintaan puncak, harga tinggi, dan pembangkitan energi terbarukan yang bervariasi.

Program DR dapat dibagi menjadi dua jenis: berbasis harga dan berbasis insentif. Program DR berbasis harga

memvariasikan harga listrik tergantung pada kondisi waktu tertentu yang dipenuhi [1]. Waktu penggunaan (TOU),

critical peak pricing (CPP), dan real time pricing (RTP) adalah contoh dari jenis DR. Sementara itu,

program DR berbasis insentif mendorong pelanggan untuk mengurangi beban mereka atau menjual kembali listrik

pasar. Dalam hal program DR berbasis insentif, menargetkan pelanggan yang sesuai menjadi prioritas

sebelum pelaksanaan DR [2]. Menurut program rabat waktu puncak yang dilaksanakan oleh San

Diego Gas & Electric (SDG&E), pendaftaran yang ditargetkan, yang memilih pelanggan yang cocok untuk berpartisipasi

dalam program DR berbasis insentif, sangat penting untuk operasi DR yang efisien [3]. Sebelum program DR

pengenalan, analisis karakteristik permintaan pelanggan penting karena heterogen

karakteristik. Terutama, biaya merekrut pelanggan DR mungkin cukup besar, karena prosesnya

melibatkan beberapa kegiatan seperti pemasaran, pendidikan, dan dukungan dan pengoperasian sistem DR.

Jika perusahaan utilitas atau ISO tidak memilih pelanggan yang sesuai untuk pendaftaran dalam program DR,

kerugian yang disebabkan oleh pendaftaran pelanggan yang tidak tepat bisa sangat besar. Oleh karena itu, untuk meminimalkan

kerugian, sangat penting untuk mengamankan kapasitas DR yang besar dengan jumlah pelanggan yang relatif kecil.

Sebelum memilih pelanggan yang cocok dengan potensi konsumsi listrik dan kesamaan

antara waktu puncak dan acara, menganalisis profil beban pelanggan sangat penting. Kami mempertimbangkan

konsep penargetan pelanggan melalui analisis beberapa profil beban khas sebagai hasil dari beban

segmentasi profil. Oleh karena itu, analisis segmentasi profil beban harus dilakukan untuk memilih

pelanggan yang memadai. Berbagai metode pengelompokan biasanya digunakan untuk melakukan listrik

segmentasi konsumen. Konsumsi listrik perumahan tidak pasti dan bervariasi karena berbagai

faktor permintaan yang mempengaruhi, seperti pola penggunaan peralatan rumah tangga, jumlah anggota keluarga,

pola gaya hidup, pekerjaan pelanggan, dan tingkat pendapatan. Faktor-faktor ini menyebabkan permintaan perumahan

memiliki variabilitas yang jauh lebih besar daripada permintaan komersial dan industri [4], sehingga membuat perumahan

Masalah segmentasi profil beban relatif lebih sulit. Saat menganalisis kluster profil beban,

pola atau karakteristik bebannya biasanya diterapkan sebagai variabel. Namun, dalam beban perumahan

pengelompokan profil, hanya mempertimbangkan pola beban menimbulkan sejumlah masalah seperti kelebihan

spektrum luas dari tingkat konsumsi per jam dan waktu kejadian puncak yang berbeda dalam waktu yang sama

kelompok, sedangkan kelemahan hanya mempertimbangkan karakteristik beban adalah bahwa pola konsumen adalah

tidak tercermin secara akurat. Untuk menentukan kelompok peserta DR yang sesuai, pelanggan perumahan harus

karena itu disegmentasikan oleh pola dan skala konsumsi.

Makalah ini mengusulkan model k-means dua tahap untuk mengatasi pola dan skala konsumsi. Dalam

tahap pertama, k-means clustering dilakukan berdasarkan karakteristik beban, seperti konsumsi harian

dan waktu puncak kejadian. Pada tahap kedua dilakukan clustering k-means berdasarkan hourly

profil beban pelanggan perumahan. Metodologi ini diterapkan ke lebih dari 800 perumahan Korea

Peserta DR, yang tersedia data penggunaan listrik per jam. Hasil mengungkapkan yang sesuai

metodologi segmentasi untuk peserta DR. Makalah ini berkontribusi pada literatur tentang profil beban

segmentasi untuk menargetkan pelanggan dengan:

Memperluas metode pengelompokan k-means untuk mencerminkan semua pola dan karakteristik beban, dengan demikian

menghasilkan kinerja yang luar biasa;

Menurunkan data peralatan rumah tangga dan pola penggunaan hanya menggunakan data konsumsi listrik dan

tidak ada data tambahan seperti informasi pelanggan, sehingga membuat analisis lebih efisien;

Menyajikan segmentasi profil beban data permintaan listrik rumah tangga Korea; dan

Melakukan analisis data terhadap kelompok terpilih yang cocok untuk DR.

Conclusion

Kami menyajikan metodologi pemilihan pelanggan DR yang sesuai untuk DR perumahan Korea

program untuk memaksimalkan efek DR dengan pendaftaran pelanggan yang lebih rendah. Metode yang diusulkan menunjukkan

kinerja yang lebih baik daripada metode lain. Metode kami dibagi menjadi dua bagian. Yang pertama adalah pelanggan

segmentasi sesuai dengan profil beban dan konsumsi, dan yang kedua adalah pemilihan kelompok sasaran

berdasarkan dua standar untuk partisipasi DR. Ketika kami melakukan segmentasi pelanggan, dua tahap

metode clustering diperkenalkan. Pelanggan dikelompokkan berdasarkan karakteristik permintaan sebagai variabel

pada tahap pertama, kemudian tersegmentasi berdasarkan pola beban pada tahap kedua. Itu bisa lebih mencerminkan

fitur data permintaan perumahan daripada metode pengelompokan yang ada, yang membuat hasil yang lebih baik

segmentasi pelanggan. Kelompok pelanggan diklasifikasikan memiliki potensi DR yang lebih tinggi berdasarkan waktu puncak

dan pola konsumsi untuk memilih kelompok yang memadai yang memiliki potensi besar dalam program PTR. Sebagai

Hasilnya, kelompok sasaran adalah 1, 2, 3, 10, dan 11 dalam sampel pelanggan perumahan kami di Korea,

dan pengurangan permintaan rata-rata mereka adalah 0,3496 (kWh), untuk peningkatan sekitar 0,0876

(kWh), yang meningkatkan penghematan sebesar 33,44% dibandingkan dengan penurunan permintaan karena keikutsertaan pendaftaran.

Metode yang diusulkan memungkinkan mengidentifikasi efek DR yang ditingkatkan. Setelah permintaan penargetan DR

pengurangan, kami juga melakukan analisis biaya-efektif program PTR dari perspektif

operator DR.

Akibatnya, kami mengamati bahwa kapasitas DR yang ditargetkan dapat dicapai dengan sejumlah kecil

pelanggan jika pendaftaran yang ditargetkan diterapkan, yang dapat menggunakan biaya infrastruktur dan operasi

secara efektif. Hasil ini memberikan wawasan tentang penggunaan DR yang efisien di Korea. Jumlah

pelanggan dan total kapasitas DR dari pendaftaran yang ditargetkan menurun dibandingkan dengan pendaftaran keikutsertaan.

Namun, jika jumlah pelanggan yang ingin mengikuti program DR cukup tinggi

ketika program skala penuh resmi dimulai, memilih pelanggan yang optimal di antara mereka akan lebih

sangat penting. Oleh karena itu, metode yang diusulkan akan sangat membantu dalam memastikan efisiensi dan

program DR yang masuk akal secara ekonomi di Korea.

Kami mempertimbangkan penargetan pelanggan perumahan berdasarkan segmentasi pelanggan dalam permintaan

tanggapan dalam makalah ini. Segmentasi pelanggan fokus pada struktur model untuk mencerminkan fitur yang terpengaruh

respon permintaan dengan baik. Beberapa penelitian mempertimbangkan model clustering dengan algoritma heuristik di lain

daerah, jadi kami akan menerapkan konsep ini dalam studi lebih lanjut.

Smart Meters Time Series Clustering for Demand Response Applications in the Context of High Penetration of Renewable Energy Resources

Abstrak

Variabilitas dalam pembangkitan yang diperkenalkan dalam sistem kelistrikan dengan bagian yang meningkat teknologi terbarukan harus ditangani dengan menyeimbangkan mekanisme, respon permintaan menjadi yang menonjol. Secara paralel, pengenalan besar-besaran smart meter memungkinkan penggunaan high frekuensi penggunaan energi data deret waktu untuk mengelompokkan pelanggan listrik sesuai dengan permintaan mereka potensi respons.

Makalah ini mengusulkan metodologi pengelompokan deret waktu smart meter berdasarkan: pengelompokan k-medoids dua tahap dari deret waktu bentuk beban yang dinormalisasi yang diselenggarakan sepanjang hari dibagi menjadi 48 titik waktu. Kompleksitas waktu berkurang secara drastis dengan terlebih dahulu menerapkan k-medoids pada setiap pelanggan secara terpisah, dan kedua pada total set perwakilan pelanggan. waktu selanjutnya pengurangan kompleksitas dicapai dengan menggunakan representasi deret waktu dengan kebutuhan komputasi yang rendah.

Segmentasi pelanggan dilakukan hanya dengan empat fitur yang mudah ditafsirkan: penggunaan energi rata-rata, korelasi energi-suhu, entropi vektor perwakilan bentuk beban, dan jarak ke pola pembangkitan angin. Fitur terakhir ini dihitung menggunakan jarak lengkung waktu dinamis antara beban dan generasi angin yang diharapkan membentuk medoid representatif.

Pengelompokan dua tahap terbukti efektif secara komputasi, terukur, dan berkinerja baik menurut validitas internal metrik, berdasarkan siluet rata-rata, dan validasi eksternal, berdasarkan kebenaran dasar yang disematkan dalam survei pelanggan.

Introduction

Respon permintaan (DR), atau kemampuan beban listrik untuk menyesuaikan bentuknya pada

titik-titik tertentu dalam waktu yang diberikan insentif yang tepat, mendapat perhatian yang meningkat dari

pembuat kebijakan dan perancang sistem energi [1]. Tren utama yang mendorong perkembangan

sistem energi, dekarbonisasi, elektrifikasi, dan digitalisasi menyatu menuju

meningkatnya kebutuhan akan fleksibilitas permintaan yang ditingkatkan oleh teknologi digital [2]. Meskipun

ketidakpastian besar yang ditimbulkan oleh pandemi COVID-19 dalam sistem energi [3],

pemulihan ekonomi yang berkelanjutan akan didasarkan pada penyaluran investasi baru di bidang bersih

energi dan digitalisasi lebih lanjut [4], yang selanjutnya akan mempromosikan otomatisasi

program respon permintaan [5], khususnya untuk pelanggan perumahan [6] dalam konteks

penetrasi yang lebih tinggi dari sumber daya terbarukan.

Penyebaran global meter pintar juga menghasilkan peningkatan dramatis dalam Artificial

Aplikasi Intelligence (AI) dan Machine Learning (ML) untuk meningkatkan perencanaan

dan pengoperasian sistem tenaga di bawah paradigma data besar [7-9], sebagai segmentasi pelanggan

untuk aplikasi DR adalah salah satu aplikasi yang paling umum [10]. Pengelompokan deret waktu

pendekatan telah sebagian besar diterapkan pada set data profil beban meter pintar [11-13]. Tantangan yang terkait dengan pengelompokan deret waktu telah diketahui dengan baik, dan termasuk:

dimensi tinggi dan definisi kesamaan dengan mempertimbangkan dimensi waktu,

dari mana tiga bidang penelitian utama berasal: pengurangan dimensi; kekelompokan

pendekatan, yang mencakup pilihan pengukuran jarak, prototipe pengelompokan dan

algoritma pengelompokan; dan evaluasi kinerja pengelompokan [14,15].

Pendekatan paling umum untuk pengurangan dimensi adalah dengan mengubah smart

meter kali data seri menjadi satu set fitur pelanggan yang menangkap, menurut heuristik

dan kriteria berbasis ahli, struktur bentuk beban pelanggan. Fitur-fitur ini mungkin

terkait dengan metrik fleksibilitas DR, seperti analisis entropi dan profil termal [16],

agregasi energi rata-rata selama periode waktu tertentu [17], kombinasi dari mean

tingkat beban pada interval waktu yang dipilih dan rentang suhu luar [18,19], energi harian,

kekuatan aktif minimum dan maksimum [20], atau karakterisasi puncak (misalnya, waktu puncak,

durasi dan intensitas) [21]. Pendekatan lain untuk pengurangan dimensi termasuk prinsip

analisis komponen (PCA) [17,22], parameter statistik dari probabilitas penggunaan energi

distribusi seperti skewness dan kurtosis [23], analisis deret waktu seperti autokorelasi

[24], atau autoencoder convolutional berbasis pembelajaran mendalam (CAE) untuk mengurangi menjadi a

vektor representatif dalam ruang yang dikodekan [25]. Dalam [26], penulis melakukan sistematis

perbandingan antara teknik pengurangan dimensi yang berbeda seperti berbasis fitur

(rata-rata dan maksimum musiman, median musiman, variasi maksimum dan median),

adaptif non-data (perkiraan agregat sepotong-sepotong, transformasi wavelet diskrit), data

adaptif (perkiraan linier sepotong-sepotong (PLA)), dan berbasis model (regresi linier berganda,

regresi linier yang kuat, model aditif umum, eksponensial Holt–Winters

smoothing), menemukan bahwa hasil terbaik dicapai dengan representasi berbasis model dan

metode adaptif PLA. Algoritma pengelompokan berpusat pada K adalah yang paling populer, dengan

k-berarti prototipe yang paling umum [12,13]. Pengelompokan hierarkis (HC) juga cukup

digunakan, tetapi biasanya diterapkan pada kumpulan data yang lebih kecil, dan peta yang diatur sendiri (SOM) biasanya

digunakan untuk fitur visualisasi yang kuat. Tren terkini bertujuan untuk menggunakan alternatif

teknik pengelompokan seperti metode berbasis kepadatan [27,28] dan pemodelan tertanam

ketidakpastian dan indeterminasi data penggunaan energi [29,30]. Pengelompokan multi-tahap memiliki

telah digunakan untuk meningkatkan kinerja dengan menangani beban absolut dan dinormalisasi

bentuk beban [31], dan untuk menangani dimensi dengan terlebih dahulu menghitung perwakilan lokal di

tingkat pelanggan dan kemudian perwakilan global di tingkat global menggunakan bentuk beban

kamus (LSD) pendekatan [32]. Pendekatan kamus, dikombinasikan dengan adaptif

algoritma clustering k-means, juga telah terbukti efektif dan scalable untuk skala besar

kumpulan data [21,33]. Jarak Euclidean adalah ukuran ketidaksamaan yang paling sering digunakan, sementara cepat

algoritma untuk jarak dynamic time warping (DTW) direkomendasikan saat membandingkan

data deret waktu meter pintar mentah [13,32]. Untuk rata-rata evaluasi kinerja pengelompokan

siluet dan indeks Dunn biasanya digunakan sebagai metrik validasi pengelompokan internal,

dan validasi eksternal jarang digunakan [12].

Tujuan dari penelitian ini ada dua. Tujuan penelitian pertama adalah untuk mengembangkan

metodologi pengelompokan deret waktu yang secara eksplisit mempertimbangkan energi terbarukan

pola generasi. Meskipun literatur sebelumnya sering menggambarkan dampak tinggi dari

penetrasi energi terbarukan dalam pengembangan mekanisme DR, ini adalah pertama kalinya

dampak ini secara kuantitatif tertanam dalam metodologi pengelompokan, hingga pengetahuan

dari para penulis. Tujuan kedua adalah merancang strategi pengelompokan deret waktu yang

terukur dan efisien secara komputasi menggunakan kombinasi teknik, seperti multi-langkah

pengelompokan dan pengurangan dimensi.

Discussion

Metodologi yang diusulkan dan penerapannya pada set data uji coba meter pintar Irlandia

berkontribusi pada pengetahuan baru di sepanjang tiga sumbu utama: efektivitas deret waktu

pendekatan clustering, definisi representasi fitur pelanggan disesuaikan dengan DR di

konteks penetrasi energi terbarukan yang tinggi, dan desain aplikasi DR untuk

pemilihan pelanggan.

Pengurangan kompleksitas waktu telah dicapai dengan kombinasi dua teknik:

pengurangan dimensi dan pendekatan pengelompokan dua tahap. Penggunaan komputasi paling sedikit

menuntut teknik pengurangan dimensi, seperti PAA, SAX, dan berbasis fitur

kliping, memungkinkan penerapan metodologi yang efektif dalam skala yang relatif besar

kumpulan data menggunakan laptop. Secara khusus, kliping menghasilkan pengelompokan validitas internal yang lebih baik

skor, sementara mengambil setengah waktu dari sisa teknik. Oleh karena itu, kliping berbasis fitur

telah digunakan, untuk pertama kalinya, sepengetahuan penulis, end-to-end to cluster

deret waktu smart meter yang dinormalisasi. Demikian pula, yang pertama dari k-medoid dua tahap

pendekatan pengelompokan, yaitu penerapan algoritma PAM ke deret waktu yang dikurangi

setiap pelanggan secara terpisah, memungkinkan pengurangan drastis dalam kompleksitas waktu dengan a

faktor sebanding dengan kuadrat jumlah pelanggan. Pendekatan gabungan ini

mengurangi 48 dimensi waktu setiap hari pelanggan menjadi delapan fitur, oleh karena itu pengurangan

faktor enam, dan melakukan pengelompokan fase pertama dari kumpulan data lengkap hanya dalam ~0,05 detik per pelanggan. Efektivitas dalam mengelola kompleksitas waktu tidak menghalangi seorang performans

hasil pengelompokan yang diukur dengan metrik validitas internal siluet rata-rata dan

metrik validasi eksternal menggunakan kebenaran dasar yang terkandung dalam survei. Berbasis fitur

pendekatan kliping mencapai siluet rata-rata ~ 0,4 pada fase pengelompokan kedua,

dengan kurang dari 1% nilai siluet negatif dan terbukti efektif dalam mendeteksi

peralatan listrik dari jawaban survei menggunakan pendekatan regresi logistik. dua tahap

pengelompokan pada matriks hari pelanggan mirip dengan penerapan k-means adaptif

di [21] dan pendekatan LSD di [32]. Namun, itu juga berbeda di beberapa akun: dengan menggunakan

kriteria berhenti otomatis untuk menentukan jumlah cluster untuk setiap pelanggan tanpa

definisi ambang batas, dan dengan menggunakan medoid sebagai centroid alih-alih k-means, seperti pada

pekerjaan sebelumnya [32,33].

Kumpulan fitur pelanggan ditentukan, dua terkait dengan penggunaan energi absolut dan dua

berkaitan dengan pola beban-bentuk, menyediakan kerangka kerja inovatif untuk menilai pelanggan

potensi DR. Penggunaan energi harian, atau metrik serupa yang menghitung absolut

nilai penggunaan energi terlepas dari pola waktu-bentuk, telah banyak digunakan sebagai

fitur pelanggan yang representatif, sering dipecah dalam periode tertentu dalam sehari (yaitu,

malam/pagi/siang/sore) [20,21,45,46]. Korelasi antara penggunaan energi

dan suhu juga telah banyak digunakan dalam literatur [18,19,21]. Entropi sebagai

ukuran variabilitas juga telah digunakan sebelumnya [16,27,30]. Dalam [33], segmentasi

pelanggan mengenai potensi DR dilakukan dari segi kuantitas—total harian

energi—dan variabilitas, diukur sebagai entropi jumlah bentuk beban yang dikodekan per

pelanggan. Kontribusi utama dari metodologi ini adalah dengan mempertimbangkan secara eksplisit

dampak pola pembangkit energi terbarukan. Potensi DR sering diukur

dalam hal kontribusi ke puncak sistem untuk pelanggan tertentu [47,48]. Sebagai gantinya, kami

proposal adalah menggunakan metrik yang lebih baik disesuaikan dengan kebutuhan sistem dengan penetrasi tinggi

terbarukan, jarak ke angin, mengukur kesamaan antara pola beban pelanggan

dan kecepatan angin, proksi untuk pola pembangkitan angin. Pendekatannya telah terbukti

sukses menggunakan jarak DTW, mengatasi tuntutan komputasi besar DTW

jarak dengan menerapkan data mentah hanya medoid dari kedua profil beban hari pelanggan

dan kurva harian kecepatan angin.

Keempat fitur pelanggan ini, berasal dari jumlah energi yang digunakan dan

pola beban-bentuknya, adalah dasar untuk merancang berbagai aplikasi yang terkait dengan DR

implementasi program dalam rangka penetrasi sumber daya terbarukan yang tinggi. Di

makalah ini kami telah mengilustrasikan tiga di antaranya: visualisasi pelanggan dalam ruang 2-D

untuk memilih kandidat untuk program DR (terinspirasi oleh [33] tetapi menambahkan variabel dan visual baru

fitur), pengelompokan pelanggan sesuai dengan potensi mereka untuk aplikasi DR menggunakan

k-means dan, untuk pertama kalinya, sepengetahuan penulis, penggunaan frekuensi

perwakilan sebagai prediktor peralatan energi menggunakan regresi logistik.

Conclusion

Makalah ini telah berhasil membahas tujuan penelitian dua kali lipat dari merancang dan

menerapkan metodologi pengelompokan deret waktu smart meter yang efisien secara komputasi

yang secara eksplisit mempertimbangkan pola pembangkitan energi terbarukan. Dua tahap

pendekatan pengelompokan juga dapat diskalakan untuk kumpulan data yang lebih besar. Mengubah seluruh dataset dari

hari pelanggan menjadi kombinasi linier dari setiap dataset pelanggan membuat tahap pertama dari

pengelompokan terukur ke kumpulan data yang jauh lebih besar daripada beberapa ribu pelanggan. Selain itu,

beberapa teknik tambahan dapat digunakan untuk membuat fase pengelompokan kedua dapat diskalakan,

seperti aplikasi cepat k-medoids algoritma CLARA atau CLARANS untuk besar

kumpulan data [49], atau penggunaan teknik komputasi terdistribusi [50]. Penelitian lebih lanjut bisa

menguji skalabilitas metodologi dalam kumpulan data satu urutan besarnya lebih besar dari

yang digunakan dalam makalah ini (+100.000 pelanggan dengan setidaknya satu tahun smart per jam

data meter).

Hal baru dari makalah ini yang juga dapat dikembangkan lebih lanjut dalam penelitian masa depan adalah

penggunaan fitur pengelompokan deret waktu sebagai prediktor kebenaran dasar yang tertanam di

survei pelanggan. Sedangkan kombinasi data cuaca dengan profil penggunaan energi adalah

relatif umum dalam literatur, penggunaan simultan data deret waktu meter pintar,

cuaca lokasi dan survei pelanggan tidak. Penggunaan regresi logistik untuk menentukan

kemungkinan adanya peralatan listrik yang menggunakan perwakilan deret waktu

frekuensi sebagai prediktor dapat diperluas ke fitur pelanggan lainnya seperti sosial ekonomi

status, jenis tempat atau sikap terhadap konservasi energi. Selanjutnya, itu akan menjadi

berwawasan luas untuk menerapkan metodologi ini ke kumpulan data pengukur pintar lainnya yang berisi pelanggan

dengan penggunaan peralatan yang lebih canggih seperti kendaraan listrik, penyimpanan, pompa panas

atau matahari terdistribusi [16].

Garis tambahan dari penelitian lebih lanjut adalah adaptasi metodologi

dengan struktur aktual layanan fleksibilitas permintaan saat mereka didefinisikan dan diimplementasikan

di pasar listrik maju [51]. Teknik pengurangan dimensi standar

seperti kliping, SAX atau PAA dapat dibandingkan dengan definisi tindakan berbasis ahli

menggunakan pengembangan metrik fleksibilitas seperti kemampuan ramping setara (ERC) atau

tingkat ketersediaan ramping (RAR). Pendekatan penelitian yang tidak masuk akal adalah untuk mengatasi

sifat jangka pendek dari produk fleksibilitas ramp atau energi. Sedangkan pendekatan saat ini

mempertimbangkan dataset deret waktu satu tahun mungkin cocok untuk struktural, jangka panjang

produk fleksibilitas seperti pasar kapasitas, pendekatan streaming data akan diperlukan

untuk memastikan potensi dan nilai DR di pasar waktu nyata (mis., Frekuensi 5 menit),

pasar fleksibilitas intra-hari (misalnya, frekuensi 1 jam) atau harian (misalnya, 24 jam ke depan).