

Medidores virtuales en locales 'retail', ¿se puede medir sin medir?

Nerea Vilela Barreira

En la monitorización y telegestión de instalaciones de locales del sector retail o de venta al detalle el coste de los equipos de medida puede ser una barrera insalvable, pero si se dispone de grandes volúmenes de datos de comportamiento energético y térmico y se les aplican técnicas de minería de datos y de inteligencia artificial se puede medir virtualmente el consumo energético sin la necesidad de contar con un equipo medidor destinado en exclusiva a esta instalación. Esta herramienta ha sido desarrollada e instaurada para la reducción de costes en la implantación de monitorización de los establecimientos.

Introducción

Desde hace unos años existe un interés creciente por la mejora de la eficiencia energética por parte de las empresas y Administraciones públicas. Para ello, se están creando estándares de gestión energética conforme a las normas ISO 50001 de Sistemas de Gestión de la Energía-Requisitos con Orientación para su Uso e ISO 14001 de Sistema de Gestión Ambiental y se están desarrollando estándares de servicios de eficiencia energética.

Instalar equipos eficientes e implementar planes de mejora de eficiencia ya no es una opción, sino que se está convirtiendo en una obligación (Mayer & Cukier, 2013). La tecnología para la monitorización y control remoto, la "minería de datos" y las soluciones de inteligencia artificial (Russell & Norving, 2004) abren posibilidades a nuevos modelos de gestión que permitan reducir costes de explotación, mejorar la competitividad y el confort de clientes y trabajadores y colaborar en reducir la demanda de energía y emisiones de CO₂ asociadas a esta actividad.

Las empresas se dotan de herramientas tecnológicas (plataformas de monitorización y telegestión) para la monitorización y control de forma centralizada de las instalaciones de climatización y electricidad de sus locales. En el caso que aquí se trata se analizan y gestionan más de 1.500 cuadros de control con más de 400.000 variables y 2 terabytes de datos que describen el comportamiento térmico y energético de estas instalaciones en periodos superiores a 12 meses.

Se consideran dos tipologías de locales:

- Locales de calle: son aquellos cuya demanda de energía total está represen-

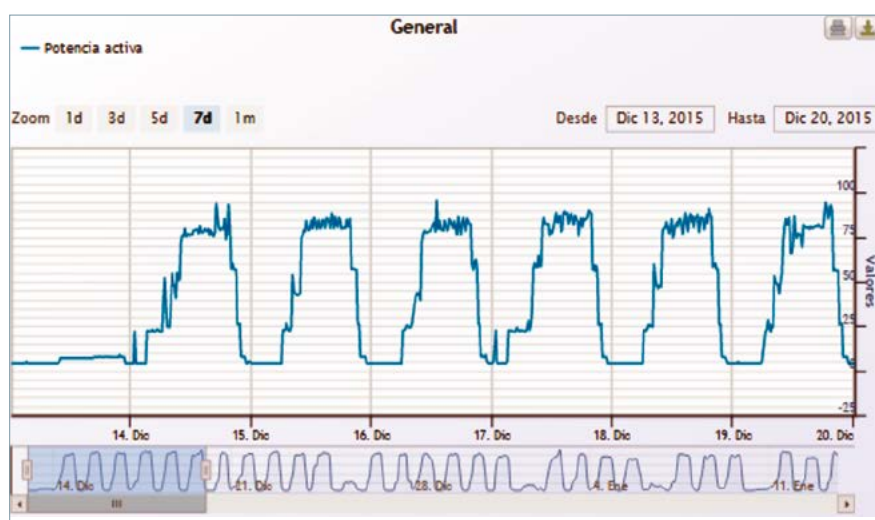


Figura 1. Patrón de comportamiento de la demanda eléctrica.

tada por las medidas registradas en el medidor general con el que se equipa el cuadro eléctrico. La producción de energía térmica de su instalación de climatización se realiza con sus propias máquinas de accionamiento eléctrico (bomba de calor) alimentadas desde el cuadro del local.

- Locales de centro comercial: son aquellos cuya demanda de energía total no está representada por las medidas registradas en el medidor general con el que se equipa el cuadro eléctrico. La producción de energía térmica de su instalación de climatización la realiza el centro comercial y entrega esta energía como agua fría o caliente.

Aplicando técnicas de inteligencia artificial y "minería de datos" (Han & Kamber, 2001) sobre la gran cantidad de datos de las instalaciones que se encuentran almacenadas en la plataforma, en el año 2014 se desarrolló e implantó el primer módulo de Smart al que

pertenece el proyecto *Medir sin medir*. Este proyecto surgió al observar que la demanda de energía eléctrica (Senabre et al, 2010) de los locales tiene un comportamiento prácticamente cíclico (Fig. 1), de periodo semanal, afectado por la época del año en la que se realice el análisis. Gracias a estos patrones es posible el desarrollo de un medidor virtual que reduciría el coste del equipamiento de medida en los locales del sector *retail*.

En la actualidad, las instalaciones, como se muestra en la figura 2, cuentan al menos con un analizador general y uno de climatización que monitorizan y registran la demanda eléctrica del local y, en particular, de los servicios de climatización de cada instalación. Lo que se pretende es suprimir, en determinados casos, el segundo y calcularlo mediante el desarrollo de un algoritmo. En definitiva, se trata de generar un medidor virtual con una precisión suficiente para la gestión del día a día de la instalación.

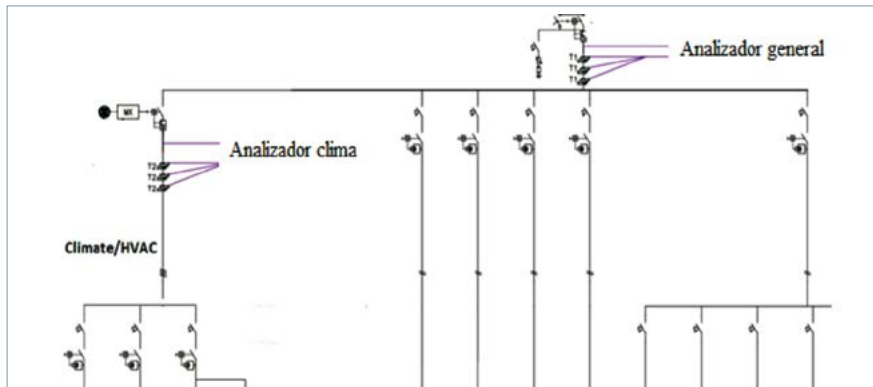


Figura 2. Diagrama eléctrico básico. Medidor general y medidor de climatización.

Modelo inicial

Como primer paso para la obtención de un modelo matemático que permita realizar una medida virtual aceptable del consumo de climatización, se calculó la correlación lineal entre los registros de consumo eléctrico de los contadores de consumo general y de climatización y se comprobó que existía dependencia lineal entre las variables medidas.

Descripción

Tras realizar el cálculo de índices de correlación lineal y comprobar dicha dependencia, se procedió al análisis de regresión lineal. Después de un minucioso estudio con 70 locales de calle, se obtuvo un modelo matemático que calcula la medida del consumo de climatización en función de las siguientes variables:

- Consumo general (CG).
- Superficie útil (S).
- Potencia general máxima (PGM).
- Potencia de climatización nominal (PCN).

La predicción del consumo de climatización (CC) queda definida de la siguiente forma:

$$CC = \frac{CG - 0,27833 \cdot PGM + 0,25470}{55,98912 \cdot \left(-\frac{6,24228}{S} + \frac{0,57695}{PCN} \right) + 1,080741}$$

Resultados

Dado que se dispone de datos de consumo eléctrico general y de clima para el conjunto de locales que se usaron en el estudio, se puede calcular el error medio y la varianza de la estimación del consumo de clima con los valores del consumo de climatización real. Para ello, se debe tener en cuenta:

-Solo se consideran las muestras de consumo eléctrico correspondientes a apertura.

-El error se calcula como el valor absoluto de la diferencia entre señales de clima ponderado con respecto a la potencia máxima general de cada local comercial.

-Se aplica el proceso de cálculo para todas las muestras disponibles de la anualidad 2013.

En gran parte de los locales estudiados, en el 81,4%, el error medio del modelo de medición virtual se mantiene por debajo del 10%, y es necesaria más información para aquellos en los que el error es mayor.

Para validar el modelo se considera una muestra mayor de 193 tiendas de calle sin hacer un prefiltrado adicional y se obtiene un error del 14% de la señal medida de consumo eléctrico de climatización real con respecto al modelo virtual.

Atendiendo a la posibilidad de que el modelo matemático desarrollado fuese de potencial aplicación en los locales monitorizados con climatización y teniendo en cuenta el ahorro económico que esto supondría, se optó por la mejora y ampliación de dicho modelo para que fuese aplicable a todos los locales integrados en la plataforma.

Modelo mejorado

Para la mejora y ampliación del modelo se utilizó una muestra de 45 locales durante el periodo desde el 12/01/2015 hasta el 18/01/2015. Debe destacarse que en los nuevos locales también se consideran aquellos que están situados en centros comerciales, y esto es una novedad del modelo.

Descripción

En un principio, se trató de modificar el modelo existente, pero los resultados fueron poco prometedores. El problema se intentó afrontar por dos vías:

-Porcentajes: estableciendo distintos porcentajes de consumo de clima en función de la potencia general.

-Aproximaciones y correcciones: considerando la aproximación tomada por el modelo existente e intentando corregirlo en determinados casos.

Debido a que no se alcanzaron los objetivos, se desarrolló un nuevo modelo predictivo (Hastie et al, 2008). Para realizar este estudio se usó Matlab (Fausett, 1999), que es una herramienta de software matemático.

Tras el estudio de varias opciones, se eligió un método de regresión multivariable cuadrática (Ramanathan, 2002). Las variables seleccionadas, después de observar sus correlaciones, fueron:

- Superficie del local (S).
- Porcentaje de máquinas encendidas (ME).
- Consumo general máximo (CGM).
- Consumo general escalado (CGE).

El modelo devuelve el porcentaje de climatización en función del máximo (CC). Esto se hizo porque considerando valores normales se obtenía una mejora de los resultados.

En la figura 3 se puede ver el resultado obtenido para uno de los locales a los que se le aplicó el estudio. Corresponde a las fechas entre el 08/11/2015 y el 28/11/2015 y se observa un claro patrón de comportamiento.

Resultados

Antes de analizar los resultados, hay que tener en cuenta que:

-Se consideran las muestras de consumo eléctrico correspondiente a todo el día.

-Se consideran locales situados en la calle y en centros comerciales.

-Cuando el porcentaje de máquinas encendidas es inferior al 10% el consumo de clima es muy pequeño, por lo que se considera, para mejorar el modelo, que cuando esto sucede el clima es 0,01.

-Los resultados que se obtienen del algoritmo están en porcentaje. A estos valores se les aplica la siguiente corrección:

• Si el valor es negativo o no hay dato se considera que la demanda de climatización es 0.

• Si el valor es positivo se aplica la fórmula siguiente:

$$valor_{corrección} = \frac{valor_{predicido} \cdot máximo_{general}}{100}$$

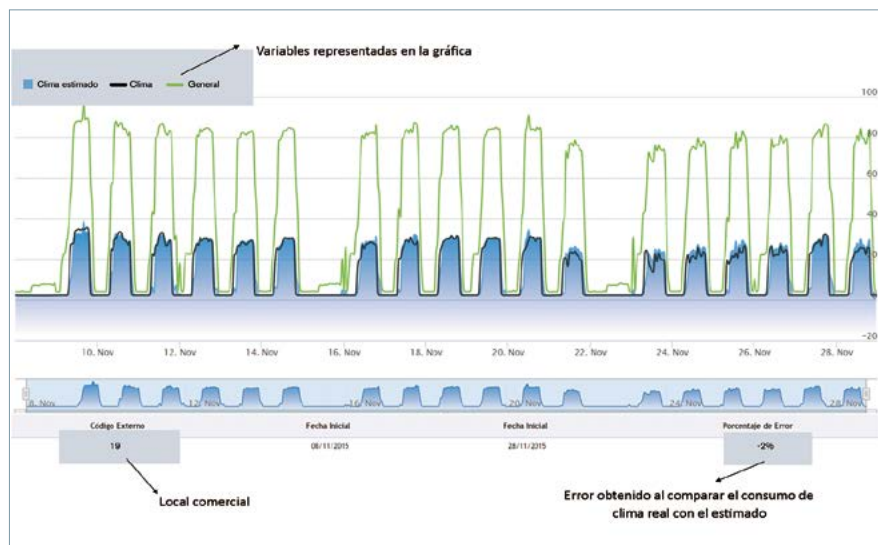


Figura 3. Señales del consumo eléctrico general, del consumo eléctrico de climatización real y del consumo eléctrico de climatización estimado al aplicar el modelo matemático implantado en la plataforma.

Modelo inicial	Modelo mejorado
Efectivo con locales de calle, pero no con los locales ubicados en un centro comercial.	Aplicable tanto a locales de calle como los ubicados en un centro comercial.
Para el 43,62% el error es mayor de 10 en valor absoluto.	El 95,23% de los locales han conseguido un error menor de 10 en valor absoluto.
Para el 68,19% de los locales el error es mayor de 5 en valor absoluto.	Para el 73,69% de los locales el error es menor de 5 en valor absoluto.

Tabla 1. Comparación de los modelos.

-Se aplica el modelo a 840 locales elegidos al azar, ubicados tanto en la calle como en centros comerciales. De los resultados obtenidos se consideran válidos 650 locales. Los motivos de las eliminaciones son:

- Muestran un error muy elevado, alterando de forma muy notable el resultado final.
- No se obtiene un valor numérico.
- Después de analizar sus gráficas se observa que los problemas están en los analizadores.
- No hay datos sobre algunas máquinas.
- Aunque tienen un error menor del 10% los resultados no son correctos una vez observadas las gráficas. Esto se debe a que alguno de los analizadores queda clavado o no comunica.

Los resultados obtenidos con el nuevo modelo en los 650 locales:

- El 95,23% de los locales han conseguido un error menor de 10 en valor absoluto. Falla en 23 de los locales estudiados.
- Si se acota el error a un valor absoluto inferior a 5, el 72,77% de los locales lo cumplen.
- El local con el 21,74% de error es el que posee el valor más alto.
- Si se hubiesen considerado los 840 locales iniciales, sin hacer un análisis individualizado posterior, el error sería menor a 10 en el 73,69%.

Conclusiones

Para analizar el grado de mejora que se consiguió desarrollando un nuevo modelo, en la tabla 1 se pueden ver los resulta-

dos obtenidos mediante el modelo inicial y el mejorado. Para la obtención de estos valores, se aplicaron los modelos a los 650 locales anteriormente nombrados.

La metodología aplicada ofrece una información que permite la toma de decisiones para lograr el mayor número de clientes conformes, el ahorro de la energía y la posibilidad de reducir el coste del equipamiento de medida de energía en determinados locales.

En definitiva, el uso de técnicas de inteligencia artificial para la mejora de la plataforma abre nuevas oportunidades a la hora de gestionar los locales.

Apostando por estos desarrollos matemáticos, se plantean nuevas líneas de trabajo para que en el futuro se obtengan altos niveles de eficiencia y optimización en la gestión energética y también para que se reduzcan los costes de implantación de los equipos de medida y control. Por ejemplo:

- Estudio de la aplicación de modelos no lineales a la implementación.
- Estudio de la aplicación de redes neuronales artificiales (Gestal, 2009).
- Adaptación de los desarrollos realizados para su aplicación en otra tipología de locales e instalaciones.

Bibliografía

- Fausett LV. (2009). Applied Numerical Analysis Using Matlab.
- Gestal M. (2009). Introducción a las redes neuronales artificiales, Universidade da Coruña.
- Han J y Kamber M. (2001). Data Mining. Concepts and Techniques.
- Hastie T, Tibshirani R y Friedman J. (2008). The Elements of Statistical Learning.
- Mayer-Schönberger V y Cukier K. (2013). Big data. La revolución de los datos masivos.
- Minería de datos (SSAS). Disponible en: [https://msdn.microsoft.com/es-es/library/bb510516\(v=sql.120\).aspx](https://msdn.microsoft.com/es-es/library/bb510516(v=sql.120).aspx) (Consultado en octubre de 2015).
- Norma Internacional ISO 50001. Sistemas de Gestión de la Energía-Requisitos con Orientación para su Uso (2011).
- Norma Internacional ISO 14001. Sistemas de Gestión Ambiental. Requisitos con Orientación para su Uso (2004).
- Ramanathan R. (2002). Introductory Econometrics with Applications.
- Russell SJ y Norvig P. (2004). Inteligencia artificial un enfoque moderno.
- Senabre C, Valero S, Gabaldón A, Ortiz M y González M. (2010). Predicción de la demanda total de energía eléctrica española utilizando mapas autoorganizados como modelo de red neuronal.

Nerea Vilela Barreira es graduada en Matemáticas por la Universidad de Santiago de Compostela. En la actualidad es responsable de I+D+i en Ecomanagement Technology (EcoMT), empresa de tecnología de información y comunicación dedicada a la implementación de soluciones para la eficiencia energética y la movilidad eléctrica. nvilela@ecomt.net