

Artículo

Metodología orientada a identificar las soluciones tecnológico-constructivas más frecuentes de la envolvente edilicia para mejorar su eficiencia energética

Methodology aimed at identifying the most frequent technological-constructive solutions of the building envelope to improve its energy efficiency

Dante Andrés Barbero*

Universidad Nacional de La Plata
dantebarbero@iipac.laplata-conicet.gov.ar

Emilia Urteneche**

Universidad Nacional de La Plata
emiliaurteneche@iipac.laplata-conicet.gov.ar

Irene Martini***

Universidad Nacional de La Plata
irenemartini@iipac.laplata-conicet.gov.ar

Fecha de envío: 3 de febrero 2023
Fecha de aceptación: 3 de noviembre 2023
Fecha de publicación: febrero 2024

Disponible en: <https://doi.org/10.24215/24226483e134>



Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional

* Instituto de Investigaciones y Políticas del Ambiente Construido (IIPAC). Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET). Facultad de Arquitectura y Urbanismo. Universidad Nacional de La Plata (FAU – UNLP).

** Instituto de Investigaciones y Políticas del Ambiente Construido (IIPAC). Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET). Facultad de Arquitectura y Urbanismo. Universidad Nacional de La Plata (FAU – UNLP).

*** Instituto de Investigaciones y Políticas del Ambiente Construido (IIPAC). Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET). Facultad de Arquitectura y Urbanismo. Universidad Nacional de La Plata (FAU – UNLP).

Resumen: La edificación construida representa más de un tercio del consumo de energía final a nivel mundial y casi el 40% del total de las emisiones directas e indirectas de CO₂. La demanda de este sector se debe principalmente al uso de equipos para climatización, los cuales guardan relación con la envolvente edilicia pues allí se produce el intercambio de calor entre el espacio interior y el entorno. Así, mejorar el consumo energético de los edificios existentes mediante medidas de eficiencia de la envolvente representa una oportunidad para ahorrar costes y energía. Este trabajo presenta una metodología que utiliza un método de minería de datos, las reglas de asociación, para identificar las soluciones tecnológico-constructivas más frecuentes en la envolvente de los edificios. Esto permite sugerir medidas específicas para las soluciones más frecuentes con el objetivo de mejorar su eficiencia energética y, a la vez, facilitar su implementación en forma masiva.

Palabras clave: minería de datos, reglas de asociación, eficiencia energética, envolvente edilicia, sectores urbanos

Abstracts: Built buildings represent more than a third of final energy consumption worldwide and almost 40% of total direct and indirect CO₂ emissions. The demand in this sector is mainly due to the use of air conditioning equipment, which is related to the building envelope since heat exchange occurs there between the interior space and the environment. Thus, improving the energy consumption of existing buildings through envelope efficiency measures represents an opportunity to save costs and energy. This work presents a methodology that uses a data mining method, the association rules, to identify the most frequent technological-constructive solutions in the envelope of buildings. This allows specific measures to be suggested for the most common solutions with the aim of improving their energy efficiency and, at the same time, facilitating their massive implementation.

Keywords: data mining, association rules, energy efficiency, building envelope, urban sectors

Introducción

El cambio climático es una realidad innegable y una de las causas directamente relacionadas con este contexto es el aumento del consumo de combustibles fósiles a nivel mundial. Cada día se consume más energía y la mayor parte de esta proviene de fuentes no renovables (Gómez Cerdeiro 2021, IPCC 2021). Cerca del 40% de la energía que se consume está vinculada con los edificios (UNEP 2020) y fundamentalmente con el suministro a los sistemas de climatización, iluminación y agua caliente sanitaria.

En este contexto, tanto a nivel internacional como regional, existen numerosas investigaciones relacionadas a la implementación de medidas de eficiencia energética (Ma 2012). Sin embargo, a pesar de las amplias ventajas que implica, su tasa de aplicación en los edificios existentes sigue siendo baja. Según la directiva del Parlamento Europeo (Tenhunen 2021), aunque el 75% de los edificios europeos son ineficientes desde el punto de vista energético, sólo se intervienen entre el 0,4 y el 1,2% de ellos cada año. Esto se debe a que sigue habiendo muchos problemas que impiden o dificultan su aplicación, tales como el tiempo de amortización, la burocracia, la falta de concienciación, la insuficiencia de datos durante el proceso de toma de decisiones e interrupciones de las operaciones (Regnier 2018).

A nivel nacional, desde el punto de vista del consumo final de energía, en el año 2021 se observa que aproximadamente el 34,52 % corresponde a la edilicia construida abarcando a los Sectores Residencial y Comercial-Público (Ministerio de economía 2021). Un porcentaje importante de este consumo es requerido para lograr condiciones satisfactorias de climatización. Dichas demandas de energía para climatización están directamente vinculadas a la eficiencia energética de la envolvente edilicia, ya que los materiales (de aberturas, muros y techo) que la componen son los encargados de realizar el intercambio de calor entre el espacio interior y el entorno (Urteche et al. 2022).

De esta manera, cuando se desea intervenir sobre algún sector (ej.: residencial, salud), a los efectos de lograr un uso más eficiente y racional de la energía, resulta conveniente identificar conjuntos de edificios de similares características que

cuenten con una alta representatividad en cuanto al tipo de envolvente a los efectos de poder elaborar propuestas aplicables a escala masiva ya que, por lo general, a mayor representatividad, mayor potencial de ahorro de energía.

En este sentido, con el objeto de identificar edificios de similares características constructivas con una alta representatividad, se requiere la utilización de métodos que, a partir de la descripción (generalmente en forma vectorial) de las características de un objeto de estudio, sea posible detectar tuplas de características que suelen aparecer juntas con cierta frecuencia.

A diferencia de lo que ocurriría con la aplicación de un método de agrupamiento, donde se analiza la similitud entre dos elementos a partir de calcular su distancia (y por lo tanto evaluando simultáneamente la diferencia existente entre cada par de coordenadas de dichos elementos), en este trabajo se pretende identificar grupos de edificios que tengan una alta representatividad en cuanto a las soluciones tecnológico-constructivas empleadas en una parte de la envolvente (ej.: muros) para luego ir incorporando otras partes de la envolvente (ej.: techos) de manera que cada vez que se incorpora una nueva solución tecnológico-constructiva su porcentaje de representatividad se calcula en relación a la/s solución/es tecnológico-constructivas encontradas previamente. Este proceso, de naturaleza secuencial, se puede implementar mediante un método conocido como reglas de asociación.

Fayyad y colaboradores (1996) definieron el concepto de descubrir conocimiento en bases de datos (KDD) como el proceso no trivial que procura identificar patrones válidos, novedosos y útiles a partir de los datos. Dentro de dicho proceso, la minería de datos constituye una etapa en la cual se obtienen patrones y modelos presentes en los datos, pero desconocidos a priori.

Así, se entiende por minería de datos al proceso de extraer conocimiento útil y comprensible, previamente desconocido, desde grandes cantidades de datos almacenados en distintos formatos (Witten et al. 2000). Este conocimiento puede adoptar diferentes formas (ej.: relaciones, patrones o reglas inferidas de los datos) o bien puede consistir en un resumen o síntesis de los datos existentes.

En minería de datos los modelos que se utilizan para obtener conocimiento a partir de los datos almacenados pueden ser de dos tipos: predictivos y descriptivos (Hernández Orallo et al. 2004:12). Los primeros intentan estimar valores futuros o desconocidos de determinadas variables de interés dependientes (variables objetivo), valiéndose de otras variables o campos de la base de datos consideradas como variables independientes (predictivas). Por su parte, los modelos descriptivos, se utilizan para encontrar patrones que expliquen o sintetizen los datos existentes.

Las reglas de asociación constituyen un método descriptivo creado por Agrawal y colaboradores (1993) para encontrar conocimiento, a priori desconocido, en grandes volúmenes de datos. Según Amato (2018) los algoritmos de reglas de asociación tienen como objetivo encontrar relaciones dentro de un conjunto de transacciones, en concreto, *items* o atributos que tienden a ocurrir de forma conjunta.

Se describen a continuación trabajos donde se han usado reglas de asociación y se señalan similitudes y diferencias con la propuesta aquí desarrollada. No obstante, cabe señalar que si bien este método ha sido aplicado en diferentes disciplinas (ej.: comercio, medicina, bibliotecología, entre otras) no se han encontrado trabajos donde se hayan aplicado reglas de asociación en la arquitectura y el urbanismo. Por lo tanto, aplicar este método para reconocer las soluciones tecnológico-constructivas de la envolvente edilicia que aparecen frecuentemente resulta ser una propuesta de carácter inédito.

No obstante, por ejemplo, en el trabajo de Sáenz López (2017) se usaron reglas de asociación para decidir el destino de pacientes luego de ser sometidos a una operación. Para ello se establecieron 9 atributos a partir de los cuales las reglas generadas permitían sugerir a los médicos decidir el destino de los pacientes (continuar la recuperación en el hospital, enviarlo a terapia intensiva o permitirle ir a su casa) luego de la operación.

Otro caso es el trabajo de Malberti Riberos y Klenzi (2015) donde se aplicaron reglas de asociación en una biblioteca para determinar la frecuencia de utilización de libros, así como para analizar qué libros podrían darse de baja.

Asimismo, el trabajo de Pérez-Gómez (2020), utiliza una versión paralela del algoritmo FP-Growth, sobre el framework Apache Spark, para calcular reglas de asociación para una empresa peruana de autoservicios.

De esta manera, las reglas de asociación han sido utilizadas principalmente en el sector comercio, dado que fueron concebidas con el objetivo de aumentar el volumen de venta de un negocio. Otro trabajo donde se aplicó este método en el sector comercio es el trabajo de Báez Acuña y colaboradores (2018) donde se identificaron reglas para un negocio de ventas de electrodomésticos.

Por lo expuesto anteriormente, se concluye que el método ha sido utilizado en diferentes disciplinas con diferentes objetivos. Así, en este trabajo se plantea desarrollar una metodología para la aplicación de las reglas de asociación con el objeto de determinar soluciones tecnológico-constructivas frecuentes para el mejoramiento de la eficiencia energética de la envolvente del parque edilicio construido. A continuación, se detallan las consideraciones que necesitan tenerse en cuenta al aplicarlo a este problema vinculado con la arquitectura y el urbanismo.

Metodología:

La metodología para identificar las soluciones tecnológico-constructivas de partes de la envolvente que aparecen frecuentemente consta de las siguientes etapas:

- i. Construcción de una planilla donde se especifiquen las distintas materialidades de cada tipo de envolvente de los distintos edificios a analizar;
- ii. Codificación de cada edificio en forma de vector;
- iii. Especificación de parámetros del algoritmo
- iv. Aplicación de un algoritmo que calcule las reglas de asociación.
- v. Filtrar las reglas que no satisfagan las condiciones requeridas.

i. Primera etapa: En esta primera etapa se requiere la construcción de una planilla u hoja de cálculo que especifique, para cada edificio, las materialidades presentes desagregadas por tipo de envolvente (aberturas, paredes y techos).

ii. Segunda etapa: Tomando como dato a la planilla del paso anterior, se procede a “codificar” cada edificio en forma de vector de la siguiente manera:

Sea E1 un edificio cualquiera, entonces:

$E1=(a_1,...,a_n, p_1,...,p_k, t_1,...,t_r)$ donde $a_1,...,a_n$ son números que representan la/s alternativa/s presente/s en la aberturas; $p_1,...,p_k$ son números que representan la/s alternativa/s presente/s en paredes y $t_1,...,t_r$ la/s correspondientes a los techos, respectivamente. Así, por ejemplo, en la figura 1, el Edificio 1 tiene el material de abertura a1, el material p3 de pared y los dos materiales posibles para techos (t1 y t2). Asimismo, puede observarse que el Edificio 1 es el único que presenta más de una materialidad (en el techo) en alguna de las partes que componen su envolvente: aberturas, paredes y techo.

Figura 1. Ejemplo de materialidades presentes en edificios.

	Tipos de aberturas		Tipos de paredes			Tipos de techos	
	a1	a2	p1	p2	p3	t1	t2
Edificio 1	x				x	x	x
Edificio 2	x				x		x
Edificio 3		x		x		x	
Edificio 4		x	x				x

Fuente: elaboración propia.

Lo anterior implica que un vector (como es el caso de E1) puede tener un número variable de elementos (mayor o igual a 3) ya que es posible que las aberturas y/o paredes y/o techos presenten más de una solución tecnológico-constructiva posible (en adelante, una solución tecnológico-constructiva será un ítem). Por consiguiente, como resultado de esta etapa, en el ejemplo anterior, se tendrá una lista de vectores (los cuales estarán compuestos, cada uno, por al menos 3 ítems dado que se requerirá mínimamente una solución tecnológico-constructiva para cada parte de la envolvente). Continuando con el ejemplo de la figura 1 se tendrán, en consecuencia, los siguientes vectores:

Edificio 1=[a1,p3,t1,t2]

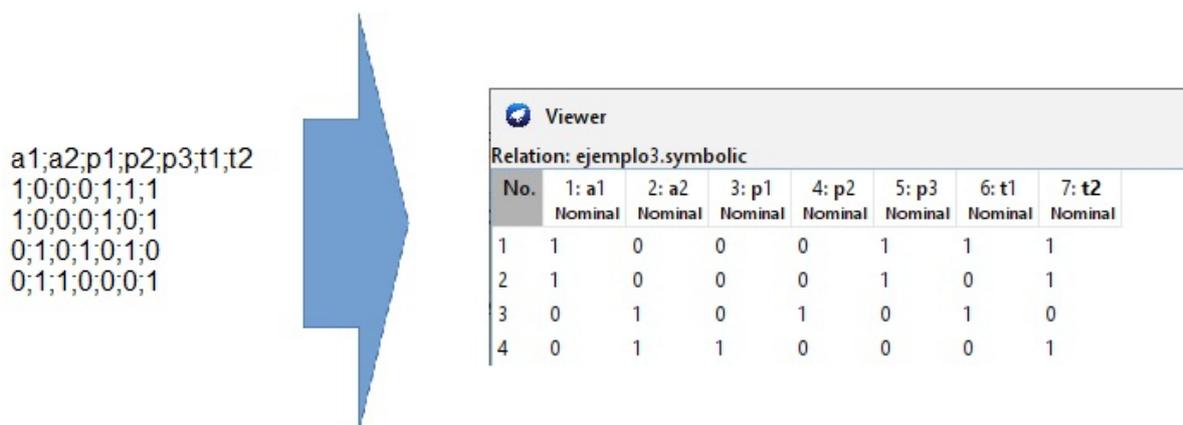
Edificio 2=[a1,p3,t2]

Edificio 3=[a2,p2,t1]

Edificio 4=[a2,p1,t2]

Si se desea utilizar algún software para calcular las reglas de asociación (ej.: Wekaⁱ o RapidMinerⁱⁱ) los vectores se deben traducir a un formato apropiado en una hoja de cálculo. Así, por ejemplo, en Weka es posible importar archivos en formato csv de una hoja de cálculo (Figura 2) o bien usar archivos que tienen formato arff (que es el formato por defecto que reconoce el programa). Cuando se importa un archivo desde Weka deben especificarse algunos parámetros tales como: el tipo de dato (ej.: integer, nominal, etc.) por cada columna, el símbolo que sirve como delimitador (separador) de datos, entre otros. Así, en esta etapa se preparan los datos para que puedan ser reconocidos por el software que se va a utilizar para procesarlos. A esta etapa, en un sistema de información, se la suele conocer con el nombre de pre-procesamiento.

Figura 2. Archivo generado en una hoja de cálculo (izquierda) y su visualización utilizando el software Weka (derecha).

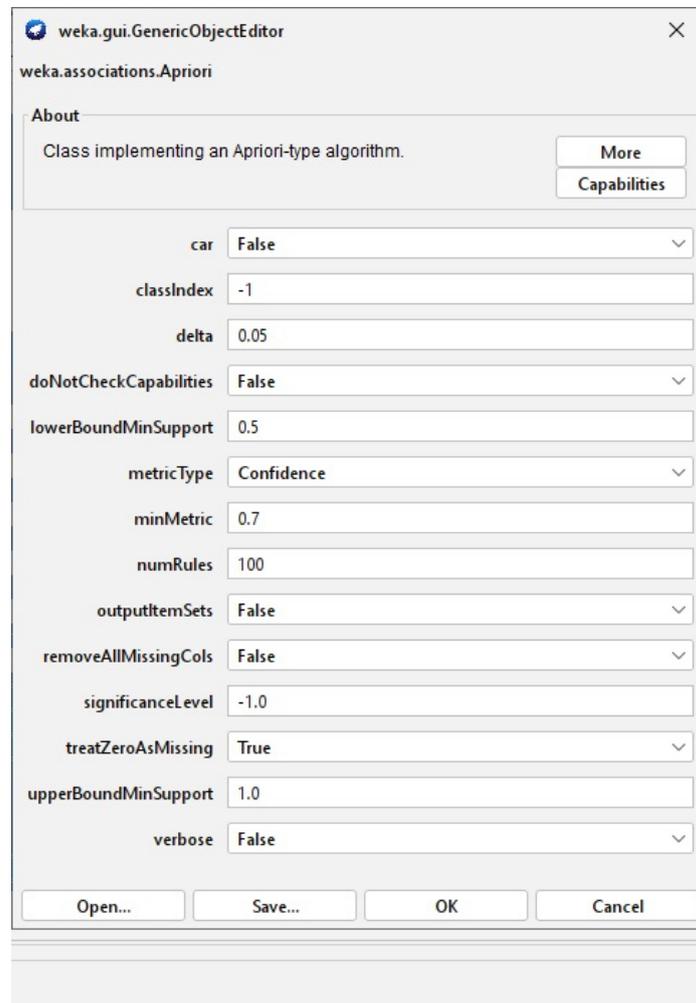


Fuente: elaboración propia.

iii.Tercera etapa: Una vez importado el archivo y reconocido correctamente es necesario especificar algunos parámetros propios del algoritmo (ej.: soporte y confianza) antes de ejecutarlo. En la figura 3 se puede observar la pantalla donde se especifican los parámetros del algoritmo en el software Weka. Nótese, por ejemplo,

que se ha establecido un nivel de soporte mínimo de 0,5, una confianza de 0,7, y que se deben interpretar los ceros como valores inexistentes, entre otros aspectos.

Figura 3. Especificación de parámetros en el software Weka.



Fuente: elaboración propia.

iv. Cuarta etapa: En esta etapa se procede a aplicar un algoritmo que calcule las reglas de asociación. El algoritmo más conocido se llama Apriori pero existen otros como el FP-Growth o el Eclat. Puede encontrarse el código del algoritmo en el trabajo que le dio origen (Agrawal et al. 1993 op. cit.) y en los de Witten y colaboradores (2017:127) y Ye (2014:190).

v. Quinta etapa: Filtrar las reglas que no satisfagan las condiciones requeridas. Las reglas obtenidas con número de ítems distinto a 3 se eliminan, así como también

aquellas reglas de 3 ítems que no especifiquen un elemento por cada tipo de envolvente. Asimismo, las reglas de 3 ítems que resulten redundantes (por ejemplo, por contener los mismos elementos, pero en diferente orden) deben eliminarse dejando sólo una de ellas. Cabe destacar que esta etapa (de post-procesamiento) que no forma parte del algoritmo original, es necesaria dada la característica particular del problema a resolver. De no considerarse esta etapa, los resultados obtenidos por el algoritmo de reglas de asociación podrían incluir reglas repetidas (con los mismos elementos, pero en distinto orden) o bien más de un elemento para alguna/s parte/s de la envolvente (aberturas, paredes y techos).

Ejemplo de aplicación:

En función de lo expuesto y con el objetivo de aplicar la metodología propuesta, se presenta a continuación, y a modo ilustrativo, un ejemplo a partir de un conjunto de vectores (donde un vector contiene la lista de soluciones tecnológico-constructivas presentes en un edificio) para determinar conjuntos de ítems que suelen aparecer juntos utilizando reglas de asociación. De esta manera, se definen los itemset, como el conjunto que contenga al menos una solución tecnológico-constructiva de envolvente.

Suponiendo que los 7 ítems de la figura 1 (a1, a2, p1, p2, p3, t1 y t2) representan soluciones tecnológico-constructivas (de aberturas, paredes o techos), el algoritmo Apriori, será el que se utilizará para identificar elementos con alta representatividad. Para ello se requiere especificar 2 parámetros: soporte y confianza. El soporte de un ítem es el número de veces que aparece dicho ítem (una solución tecnológico-constructiva en este caso) respecto del total de elementos/vectores/transacciones a considerar. Así, por ejemplo, se puede observar que el ítem p1 aparece en 1 de los 4 edificios y por lo tanto su soporte es 1/4. Es decir, el soporte es la frecuencia en que aparece un ítem respecto del total de elementos (edificios en este caso). En cuanto al parámetro denominado confianza, se define de la siguiente manera:

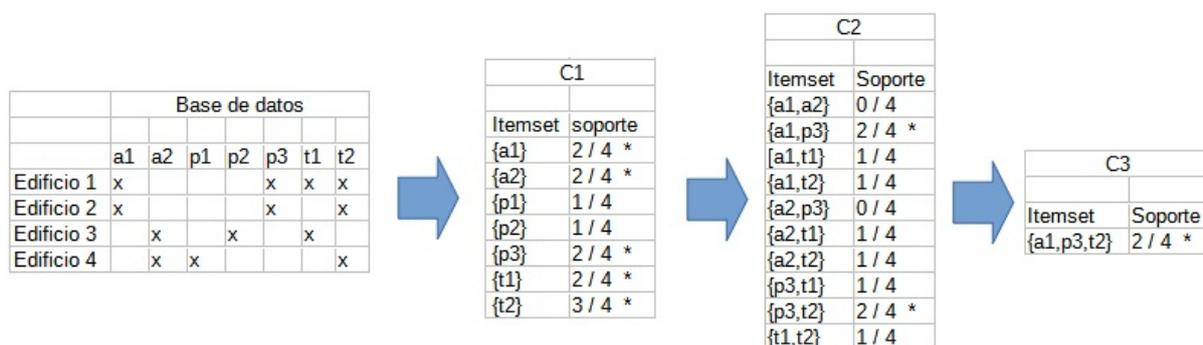
$$\text{confianza (a1}\Rightarrow\text{t1)} = \text{soporte (a1 unión t1)} / \text{soporte (a1)}$$

La confianza se calcula cada vez que se desea crear una regla agregando un itemset nuevo a otro itemset cuyo número de elementos se desea aumentar, y se

calcula como el número de veces que aparece el nuevo itemset respecto del soporte del otro itemset (que puede contener uno o más elementos) que corresponde al antecedente de la regla.

Así, en el ejemplo anterior, la confianza de la regla $\{a1 \Rightarrow t1\}$ (dupla) es 0,5 pues resulta del cociente entre 0,25 y 0,5. Nótese que el soporte de la unión de 2 ítems no es la suma de los soportes individuales de cada uno, sino que representa el número de veces que ambos aparecen juntos respecto del total de elementos.

Figura 4. Procedimiento utilizado en el método de reglas de asociación para identificar elementos con alta representatividad.



Fuente: Elaboración propia.

Como se puede observar en la figura 4, el algoritmo comienza identificando el conjunto de elementos (C1) que cumplen la condición de soporte. Luego, se generará un conjunto (C2) de pares de elementos que sigan manteniendo la condición de soporte. Este proceso se repite, agregando de a un elemento, hasta que no puedan agregarse más ítems a un conjunto dado por no alcanzar la condición de soporte mínimo.

Los conjuntos C1, C2, ..., Cn contendrán conjuntos de tamaño 1, 2, ..., n respectivamente. De cada C_i se eliminarán los itemsets que no alcancen el soporte mínimo. Así, en C1 quedarán sólo 5 itemsets, en C2 quedarán 2 y en el conjunto C3 sólo uno itemset (los itemset que quedarán en cada C_i son los que están señalados con un asterisco a su derecha). Esto resulta en un total de 8 itemsets frecuentes donde 5 tienen tamaño 1, 2 tienen tamaño 2 y el restante tamaño 3.

El siguiente paso consiste en crear reglas de asociación a partir de cada uno de los *itemsets* frecuentes. Para determinar posibles reglas, por cada *itemset* frecuente, se generan tantas reglas como posibles particiones binarias. En síntesis, el proceso seguido se detalla a continuación (Amato 2018 op. cit):

1. Por cada *itemset* frecuente C, obtener todos los posibles subconjuntos de C.

1.1 Para cada subconjunto s de C, crear la regla “s => (C-s)”

2. Descartar todas las reglas que no superen el mínimo de confianza.

Así, las reglas obtenidas para el ejemplo de la figura 4 son las siguientes:

Regla 1: $p3=1 \implies a1=1$

Regla 2: $a1=1 \implies p3=1$

Regla 3: $a1=1 \implies t2=1$

Regla 4: $p3=1 \implies t2=1$

Regla 5: $p3=1 \ t2=1 \implies a1=1$

Regla 6: $a1=1 \ t2=1 \implies p3=1$

Regla 7: $a1=1 \ p3=1 \implies t2=1$

Regla 8: $p3=1 \implies a1=1 \ t2=1$

Regla 9: $a1=1 \implies p3=1 \ t2=1$

Una vez encontradas las reglas que cumplen los requisitos de soporte y confianza el algoritmo Apriori finaliza. No obstante, para identificar las características tecnológicas- constructivas representativas del parque edilicio construido, objetivo de este trabajo, se deben realizar dos filtrados a las reglas obtenidas:

i. Se deben eliminar las tuplas con número de elementos distinto de tres.

ii. De las tuplas que quedaron una vez finalizado el punto anterior, se deben eliminar las ternas que sean redundantes (dejando sólo una) o bien que no contienen un ítem por cada parte de la envolvente.

Así, siguiendo el ejemplo presentado, de las 9 reglas encontradas deben eliminarse las 4 primeras por tratarse de duplas ya que en este estudio se quiere encontrar ternas que especifiquen un elemento por cada parte de una envolvente.

Una vez identificadas la totalidad de las ternas, el siguiente paso consiste en eliminar aquellas ternas redundantes. Se puede observar de esta manera que las reglas 5 a 9 describen ternas con los mismos elementos, pero en distinto orden y por lo tanto se debe dejar sólo una de ellas y eliminar las restantes. De esta forma, la terna que se ha encontrado como la más representativa es (a1, p3, t2). Una vez encontradas las tuplas más representativas (en este caso sólo una), el proceso finaliza.

Resultados:

Los resultados obtenidos a partir de la utilización del método de reglas de asociación han permitido encontrar las soluciones tecnológico-constructivas de la envolvente más frecuentes del conjunto de edificios analizados a modo de ejemplo. Las reglas 1 y 2 reconocen al mismo par de soluciones tecnológico-constructivas (en distinto orden) conformado por la dupla (a1, p3). También se han reconocido las duplas (a1, t2) y (p3, t2) en las reglas 3 y 4 respectivamente. No obstante, para el presente trabajo, las reglas 1 a 4 no resultan significativas ya que no incluyen elementos de cada una de las partes de una envolvente. Así, las reglas 5 a 9 son las ternas encontradas que son de interés para este trabajo. En todas ellas aparecen, en distinto orden, la terna (a1, p3, t2) que es la combinación más frecuente y cuyo resultado puede corroborarse observando la figura 1.

Los resultados obtenidos permitieron identificar las ternas más representativas, en este caso sólo una (a1, p3, t2). Este conocimiento permite sugerir, desde la arquitectura, estrategias de intervención para el mejoramiento de la eficiencia energética de cada tipo de envolvente detectada y, al mismo tiempo, replicar esta solución en todos los edificios que tienen características similares en cuanto a la envolvente facilitando, así, su aplicación a escala masiva.

Conclusiones:

El abordaje de la eficiencia energética en edificios existentes requiere realizar un análisis y diagnóstico de la situación actual con el objeto de proponer posibles soluciones tecnológicas constructivas para el mejoramiento de la envolvente edilicia. Para ello se plantea identificar cuáles son los tipos de envolvente más frecuentes para luego intervenir sobre ellas.

En este sentido, la metodología desarrollada y los resultados obtenidos permitieron identificar conjuntos de elementos cuya representatividad es “elevada”. Dado el carácter genérico del ejemplo tratado, se deduce que la aplicación de las 5 etapas explicitadas podría aplicarse, por ejemplo, para mejorar la eficiencia energética de las envolventes de diferentes tipos de edificios (ej.: establecimientos de salud, de educación, etc.) lo que convierte a este trabajo en una metodología para mejorar la eficiencia energética de las envolventes edilicias, en lugar de dar respuesta a un caso de estudio de uno o varios establecimientos en particular. El hecho de poder identificar conjuntos de tipos de envolvente más representativos permite sugerir medidas de mejoramiento de la eficiencia energética específicas para cada caso facilitando, al mismo tiempo, su implementación a escala masiva.

Así, efectivamente, las reglas obtenidas constituyen conocimiento, antes desconocido, proveniente de una base de datos o planilla de cálculo. En lo que respecta al presente trabajo, las reglas obtenidas permitieron encontrar los tipos de envolventes más frecuentes para luego poder sugerir medidas específicas que permitan mejorar su eficiencia energética. La identificación de las envolventes más frecuentes (considerando simultáneamente aberturas, paredes y techos) facilita su aplicación a escala masiva logrando, al mismo tiempo, ahorros de energía y/o mejoramiento de la eficiencia energética en edificios en la escala geográfica en que se tenga que intervenir.

Por lo expuesto anteriormente, resulta importante entonces contar con una herramienta útil y práctica que permita la identificación de sistemas constructivos más frecuentes para la aplicación de estrategias orientadas al mejoramiento de la eficiencia energética de la envolvente edilicia en forma masiva.

Referencias:

Agrawal, R. Imielinski, T. y Swami, A. (1993). Mining association rules between sets of items in large databases. *ACM-SIGMOD*, 22(2), 207-216.

Amato, J. M. (2018). Reglas de asociación y algoritmo Apriori con R. https://www.cienciadedatos.net/documentos/43_reglas_de_asociacion

Báez Acuña, J. M. Paredes Cabañas, C. A. Sosa Cabrera, G. y García, M. E. (8- 2 de octubre de 2018). Descubriendo reglas de asociación en bases de datos del sector retail usando R. *XV Workshop Bases de Datos y Minería de Datos (WBDDM). XXIV Congreso Argentino de Ciencias de la Computación*. RedUNCI, Facultades de Exactas. Universidad Nacional de La Plata. La Plata, Buenos Aires, Argentina.

Fayyad, U. M. Piatetsky-Shapiro, G. y Smyth, P. (1996). From data mining to knowledge discovery: an overview. *AI Magazine*, 17, 3, 37-54.

Gómez Cerdeiro, C. G. (2021). *Análisis de la importancia de la eficiencia energética en los hospitales*. [Trabajo de grado, Escuela Politécnica de Ingeniería de minas y energía, Universidad de Cantabria].

Hernández Orallo, J. Ramírez Quintana, M. J. y Ferri Ramírez, C. (2004). *Introducción a la minería de datos*. Person-Prentice Hall.

IPCC. (2021). *Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press. doi:10.1017/9781009157896

Ma, Z. Cooper, P. Daly, D. y Ledo, L. (2012). Existing building retrofits: Methodology and state-of-the-art. *Energy and Buildings*, 55, 889-902.

Ministerio de Economía. (2021). *Balance Energético Nacional 2021*. <https://www.argentina.gob.ar/economia/energia/hidrocarburos/balances-energeticos>

Pérez Gómez, R. (2020). *Generación de reglas de asociación para productos de retail utilizando el algoritmo FP-Growth paralelo*. Actas del Congreso Internacional de Ingeniería de Sistemas 2019: Innovando la educación en tecnología. Facultad de Ingeniería y Arquitectura. Ingeniería de Sistemas. Universidad de Lima.

Regnier, C. Sun, K. Hong, T. y Piette, M. A. (2018). Quantifying the benefits of a building retrofit using an integrated system approach: A case study. *Energy and Buildings*, 159, 332-345.

Sáenz López, A. Cortés Martínez, F. y Betancourt Chávez, J. R. (2017). Reglas de asociación en una Base de datos del área médica. *Revista Arquitectura e Ingeniería*, 11(2).

Tenhunen, S. (2021). *Energy Performance of Buildings Directive 2010/31/EU: Fit for 55 revision-Implementation in action*. European Parliamentary Research Service.

United Nations Environment Programme (2020) *Global status report for buildings and construction. Towards a zero-emissions, efficient and resilient buildings and construction sector*. UNEP.

Urteneche, E., Barbero, D. A., Fondoso Ossola, S. T., & Martini, I. (2023). Clasificación de establecimientos de salud a partir de características técnico-constructivas de la envolvente edilicia para fundamentar medidas de eficiencia energética. *Energías Renovables Y Medio Ambiente*, 51, 1–6. <https://portalderevistas.unsa.edu.ar/index.php/erma/article/view/4185>

Witten, I. H. y Frank, E. (2000). *Data mining. Practical machine learning tools and techniques with Java implementations*. Morgan Kaufmann Publishers.

Witten, I. H. Frank, E. Hall, M. A. y Pal, C. J. (2017). *Data mining. Practical machine learning tools and techniques*. Fourth edition.

Ye, N. (2014). *Data mining. Theories, algorithms and examples*. CRC Press.

i Weka es un software libre, distribuido bajo la licencia GNU-GPL, desarrollado por la Universidad de Waikato. URL: <https://www.cs.waikato.ac.nz/~ml/weka/>

ii RapidMiner es un software desarrollado por la empresa homónima. URL: <https://rapidminer.com/>