



Planificación Eléctrica de Redes de Distribución Inteligentes con DERs y Nuevas Tecnologías

PROYECTO DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA 4.0

Módulo 3:

Simulación y Herramientas para apoyar la PE

3ra Parte: Paridad de red (LCOE) y curvas de carga

Contenido

1. Paridad de Red
2. Curvas Típicas de Carga - Big Data Analysis



PROYECTO DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA 4.0

1. Paridad de Red

Paridad de red se define como el momento temporal en el que una nueva tecnología produce electricidad a un costo igual o menor al precio de compra de energía de la red eléctrica

Para la GD-FV, esto es cuando el costo nivelado de la energía eléctrica generada (LCOE, Levelized Cost of Energy) es igual o inferior al valor de la tarifa de la energía consumida desde la red eléctrica

LCOE se define como el costo técnico teórico y constante de generar electricidad y cuyo valor presente es equivalente al de todos los costos asociados al sistema durante su vida útil:

$$LCOE = \frac{C_{inv} - B_0 + \sum_{t=1}^N \frac{AC_t - B_t}{(1+r)^t} - \frac{R_N}{(1+r)^t}}{\sum_{t=1}^N \frac{E_t}{(1+r)^t}} + AC_{O\&M}$$

C_{inv} es el costo total de inversión del sistema FV (incluidos impuestos), AC son los costos totales anuales (incluidos costos fijos de O&M, impuestos, tarifas de inspección, etc), B_0 es el beneficio o incentivo económico inicial (en caso que exista), B es el beneficio o incentivo económico en el año t , R_N es el valor residual en el enésimo año (generalmente igual a cero si es la vida útil del generador), E es la energía eléctrica producida en el año t , $AC_{O\&M}$ son los costos anuales de operación y mantenimiento, r es la tasa de interés (o tasa de descuento), t es el año de operación bajo análisis, y N es el período de análisis (usualmente igual al tiempo de vida del sistemas FV)

Ref.: “Grid parity analysis of distributed PV generation considering tariff policies in Argentina”; *M.Samper, G.Coria, M.Facchini*; *ELSEVIER Energy Policy*, <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2021.112519>

Se estudia la **paridad de red de GD-FV** para un usuario residencial típico en la provincia de San Juan, teniendo en cuenta el mecanismo de incentivo **Net Billing (NBi)** propuesto en la **Ley 27.424** en Argentina y el mecanismo **Net Metering (NMe)** propuesto en la provincia de Salta

En este trabajo, la energía generada por cada uno de los sistemas FV se estimó utilizando un modelo estocástico que considera la incertidumbre del recurso solar

Para ello, se recolectaron y analizaron dos años de mediciones horarias de radiación solar, temperatura y energía generada en sistemas FV instalados en San Juan

Nota: SJ en promedio 62.5% días al año se consideran días de verano y el 37.5% restante días de invierno

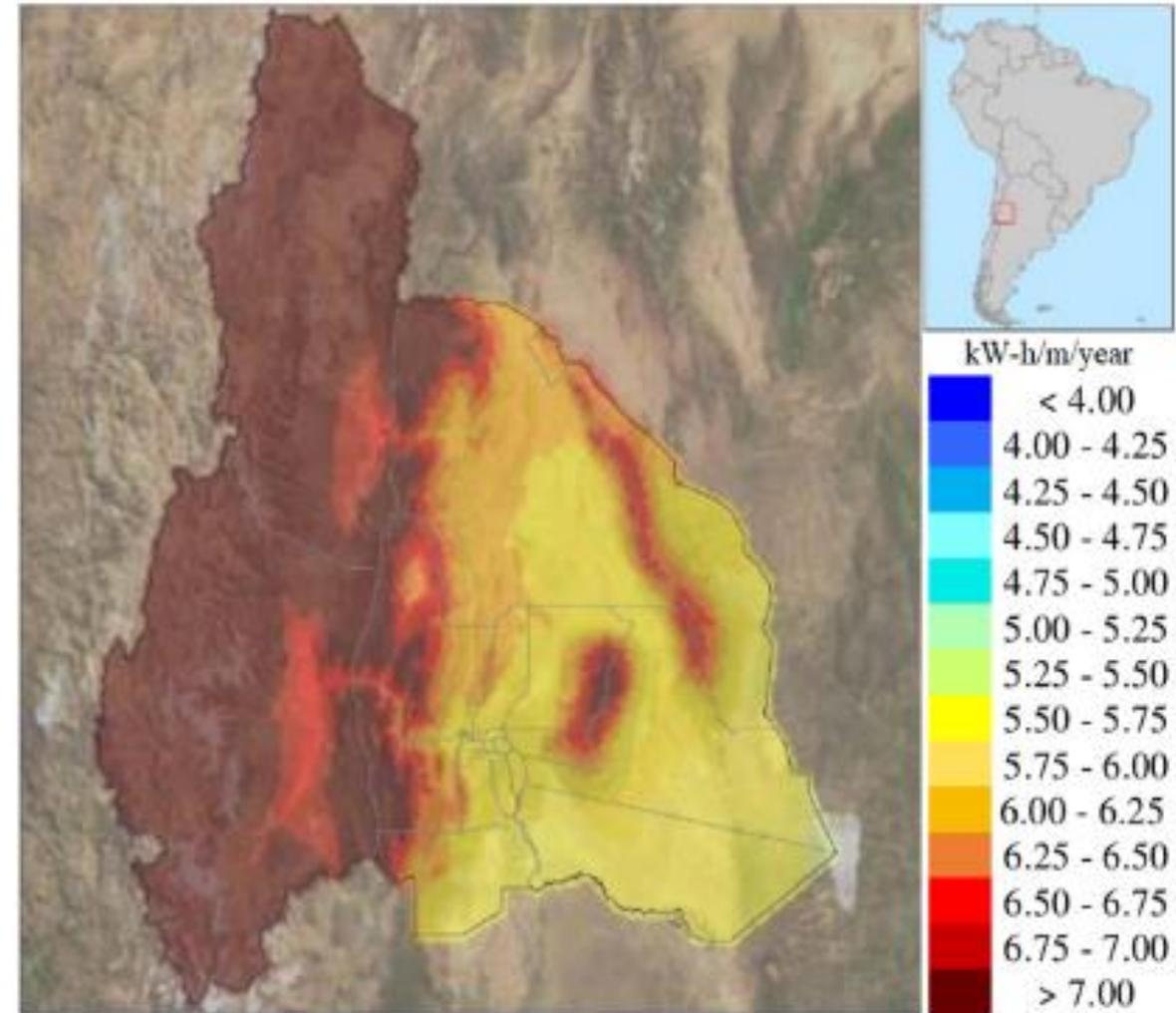


Fig. 1. Solar radiation map of the province of San Juan, in summer (Energía Provincial Sociedad del Estado, 2014)-(Raichijk et al., 2009).

- Caso de estudio en San Juan para un usuario residencial típico, con un *consumo mensual medio de 624 kWh*, analizando que instala en su hogar un sistema solar FV
- Se analizan **tres casos de GD-FV: 1 kW, 3 kW y 5 kW**; en base a la información disponible de tres sistemas FV residenciales reales instalados en la provincia (Caucete) y uno en el Instituto de Energía Eléctrica (IEE)
- *La energía eléctrica generada por los sistemas FV para cada una de las potencias fue estimada mediante un modelo estocástico que tiene en cuenta la incertidumbre del recurso solar*

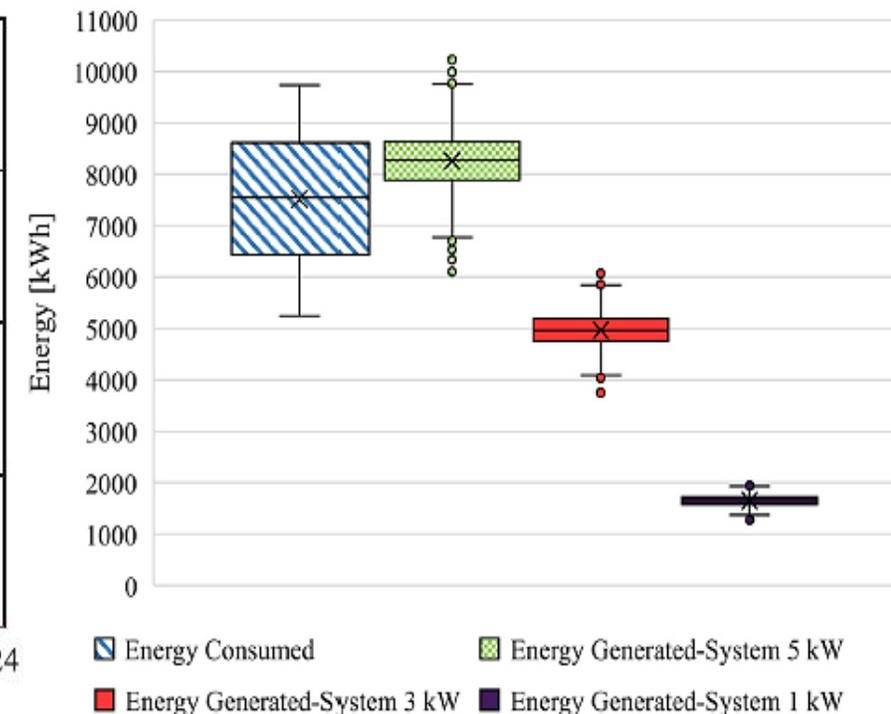
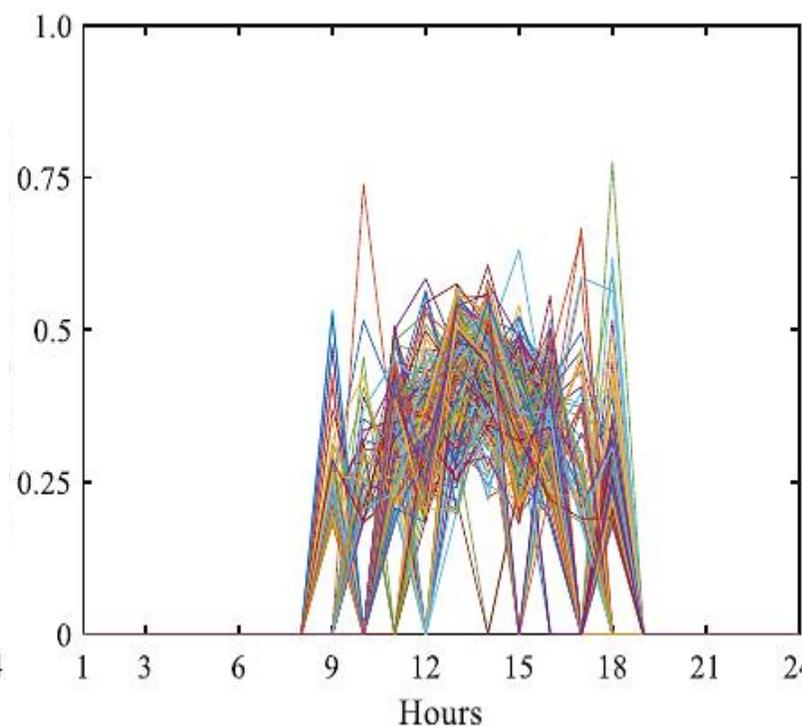
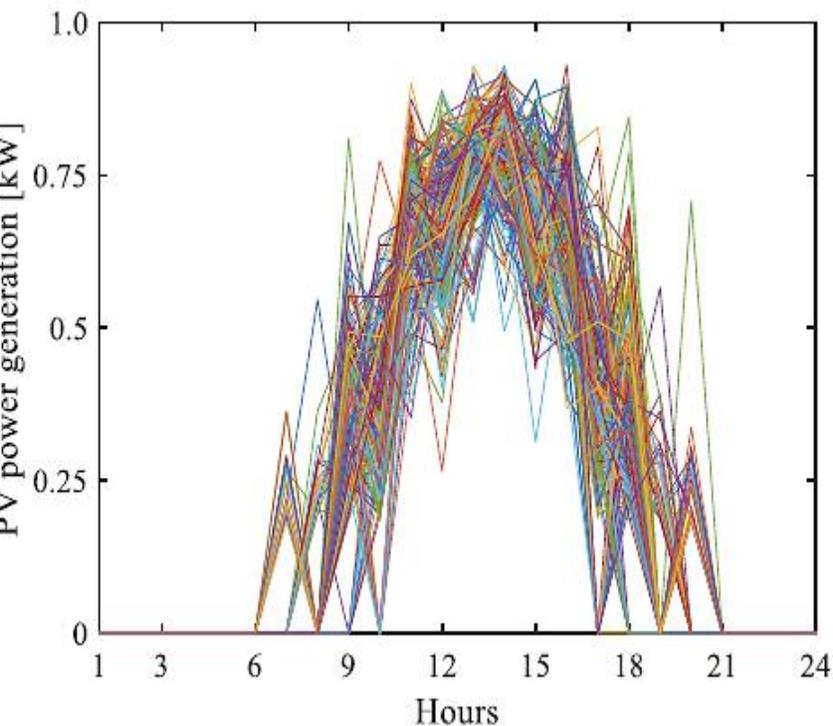


Fig. 2. PV generation in summer by running 100 stochastic simulations. Fig. 3. PV generation in winter by running 100 stochastic simulations.

Fig. 4. Box plot of energy consumed and PV energy generated.

Caso de estudio...

- Para el **costo de inversión** se considera una vida útil de 25 años, y se asume un reemplazo del inversor a la mitad de esta vida útil con un costo asociado que varía entre un 15% y un 25% del valor de la inversión inicial
- Para los **costos de O&M** anual se supone que estos varían entre 0,5% y 1% del valor de la inversión inicial

- **Al año 2020**, se considera **1,80 USD/W** como valor medio del costo total de inversión en un sistema FV de pequeña escala (con impuestos incluidos)

- LCOE valor medio de **12,60 ¢ USD/kWh** (costo de generación solar FV), con un *costo máximo 14,93 ¢ USD/kWh* y *mínimo 10,38 ¢ USD/kWh*

- La *tasa de interés o descuento en Dólares* para calcular el LCOE entre 4% y 8%, valor medio 6%

- Tarifa residencial T1-R3, precio electricidad de la red c/impuestos ronda **10,50 ¢ USD/kWh** (aprox. *20% menor que LCOE de GDR-FV*)

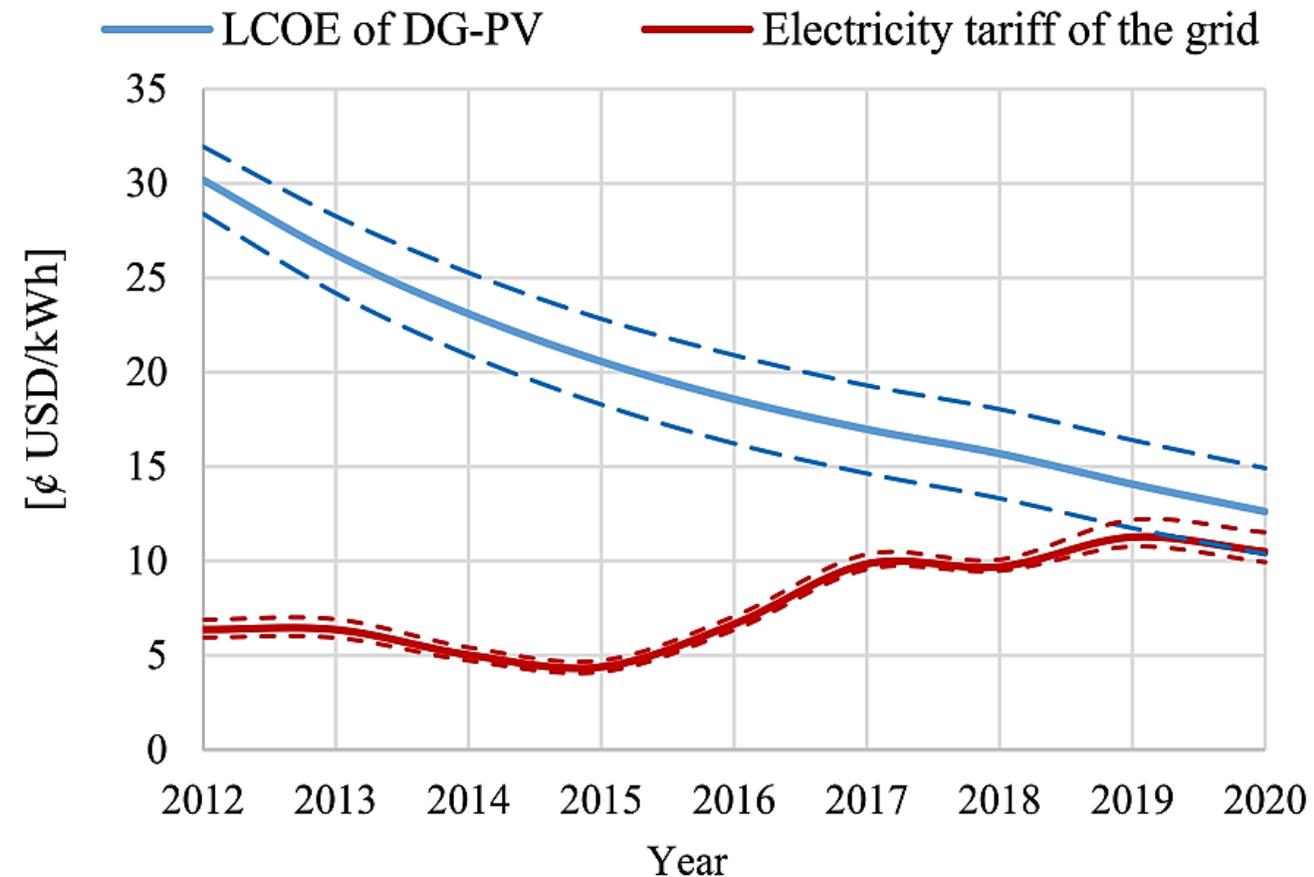


Fig. 6. Grid parity analysis for San Juan province in Argentina.



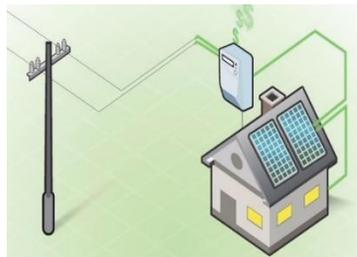
PROYECTO DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA 4.0

2. Curvas Típicas de Carga – Big Data Analysis

Avances tecnológicos

Sistema de Medición

- Flexibilidad
- Seguridad
- Precisión



Integración de las TICs

- Visualización
- SCADAS
- Interfaces Web



Volúmenes de datos

- Información Histórica
- Mediciones en tiempo real
- Estructuras complejas



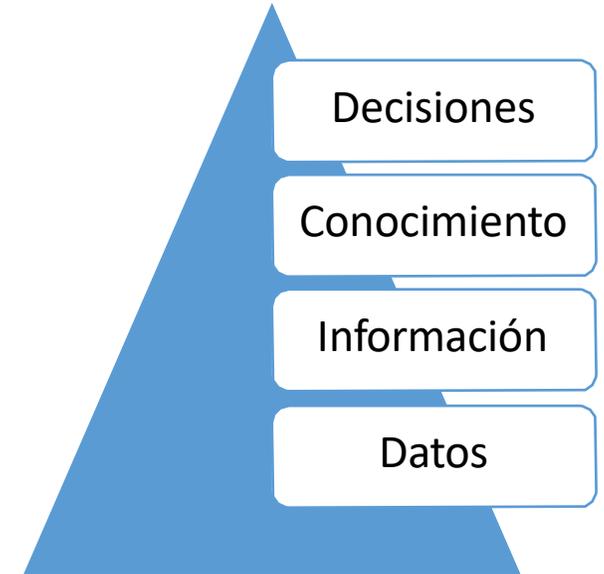
¿Qué es | Ciencia de datos y Big Data

Un dato

- Es una representación simbólica de un atributo o variable cuantitativa o cualitativa (alfabéticos, numéricos, gráficos). Los datos describen hechos empíricos, sucesos y entidades.

Información

- Es el nombre por el que se conoce un conjunto organizado de datos procesados que constituyen un mensaje, a diferencia de un dato tiene una estructura útil que permite cambiar el estado de conocimiento de un individuo y modificar las sucesivas interacciones del que la posee en su entorno.



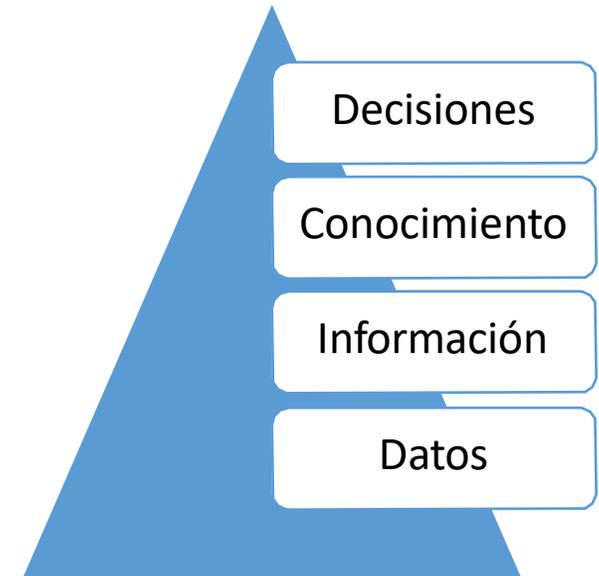
Ciencia de datos y Big Data

Conocimiento

- Es el resultado extraído de una información.
- La facultad del ser humano para comprender por medio de la razón la naturaleza, cualidades y relaciones entre las cosas.

Toma de decisiones

- Es proceso mediante el cual se realiza una elección entre diferentes opciones o formas posibles para resolver diferentes situaciones de la vida en diferentes contextos.
- Consiste básicamente, en elegir una opción entre las disponibles a los efectos de resolver un problema actual o potencial.



Big data

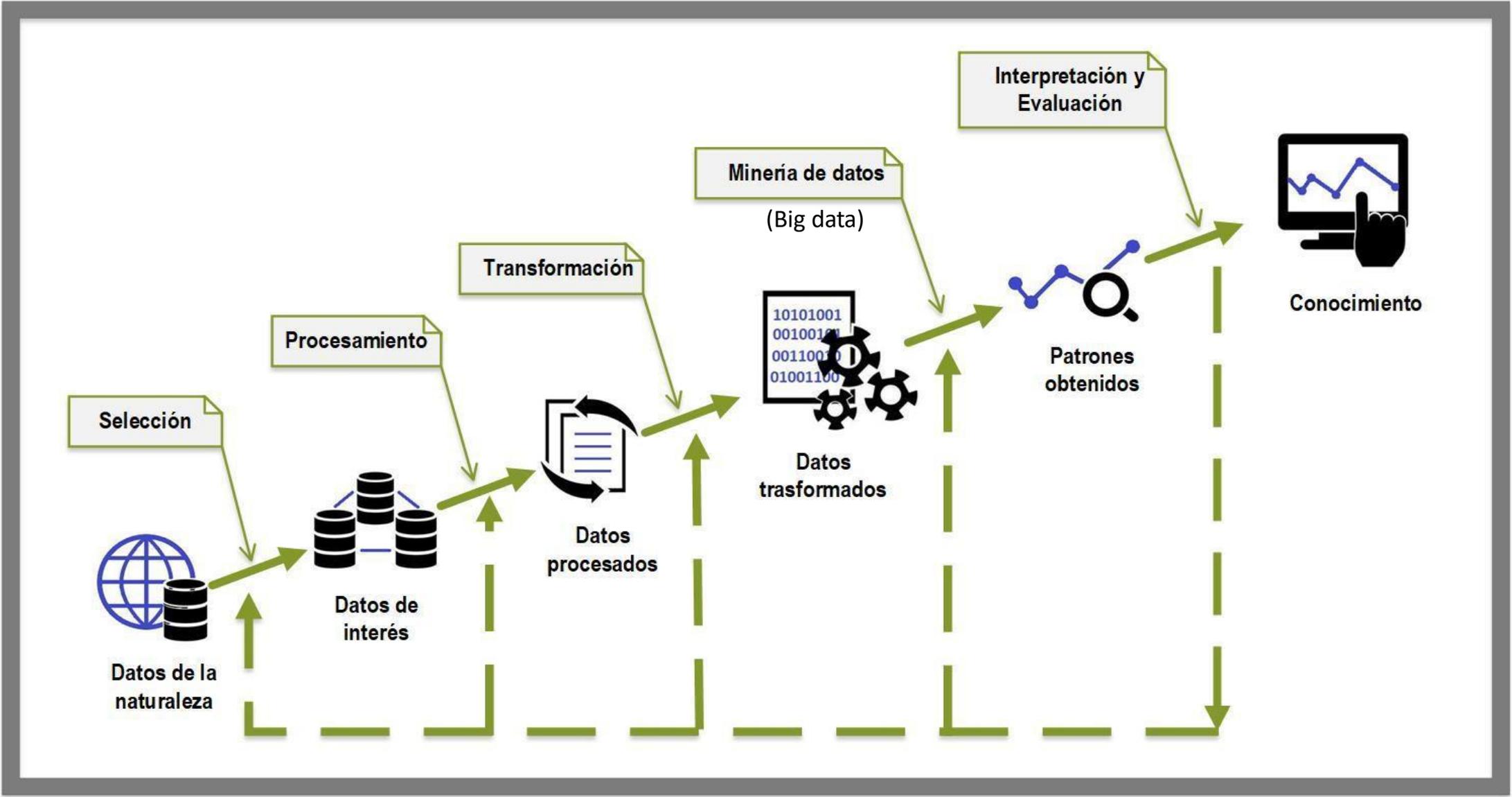
- Es un término que hace referencia a conjuntos de datos tan grandes y complejos que precisan de aplicaciones informáticas no tradicionales de procesamiento de datos para tratarlos



Las 5 V del Big Data



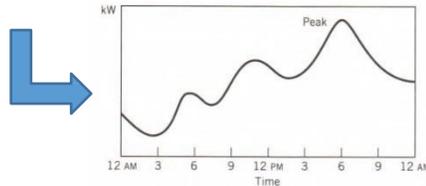
Proceso de KDD (Discovery Knowledge in Data Bases)





Herramientas de Análisis de Redes Eléctricas

A partir de los datos de un sistema de medición inteligente (AMI – advanced metering infrastructure)



Curvas típicas diarias de demanda eléctrica

- Refleja la agregación de carga de dispositivos operativos que brindan servicio de energía
- Refleja patrones de consumos de los usuarios dependiendo de la topología y grado de electrificación del hogar
- Poseen estrecha relación con características demográficas de los usuarios
- Permiten conocer indicadores como el factor de carga y el factor de demanda

Cálculo del grado de similitud entre los conjuntos de series de tiempo

Encontrar patrones similares entre perfiles de carga individuales

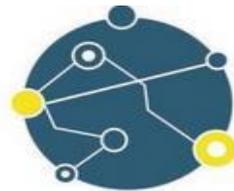


Semejanzas

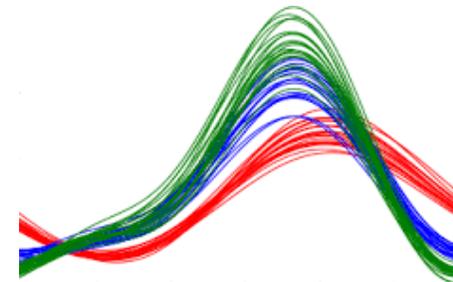


Diferencias

Aplicación



REIDGRUPO I+D
REDES ELÉCTRICAS
INTELIGENTES DE DISTRIBUCIÓN
IEE-UNSJ-CONICET



Agrupamiento de series temporales



Python es un lenguaje de programación open source orientado a objeto

Librerías

matplotlib: herramientas para graficar



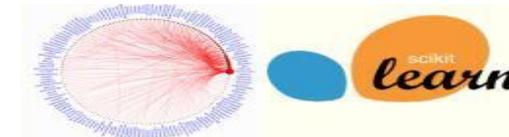
scipy: herramientas para cómputo científico



numpy: cómputo numérico, álgebra, matrices



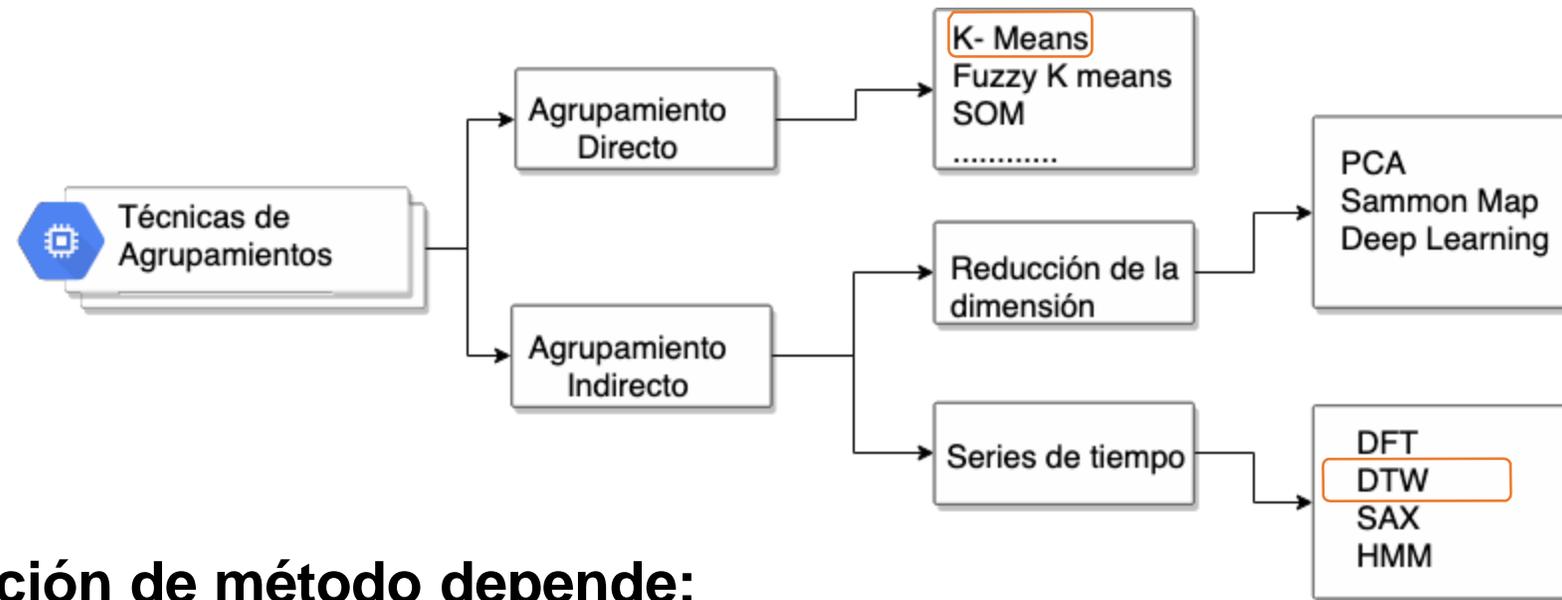
scikitlearn: herramienta de machine learning



pandas: análisis de datos



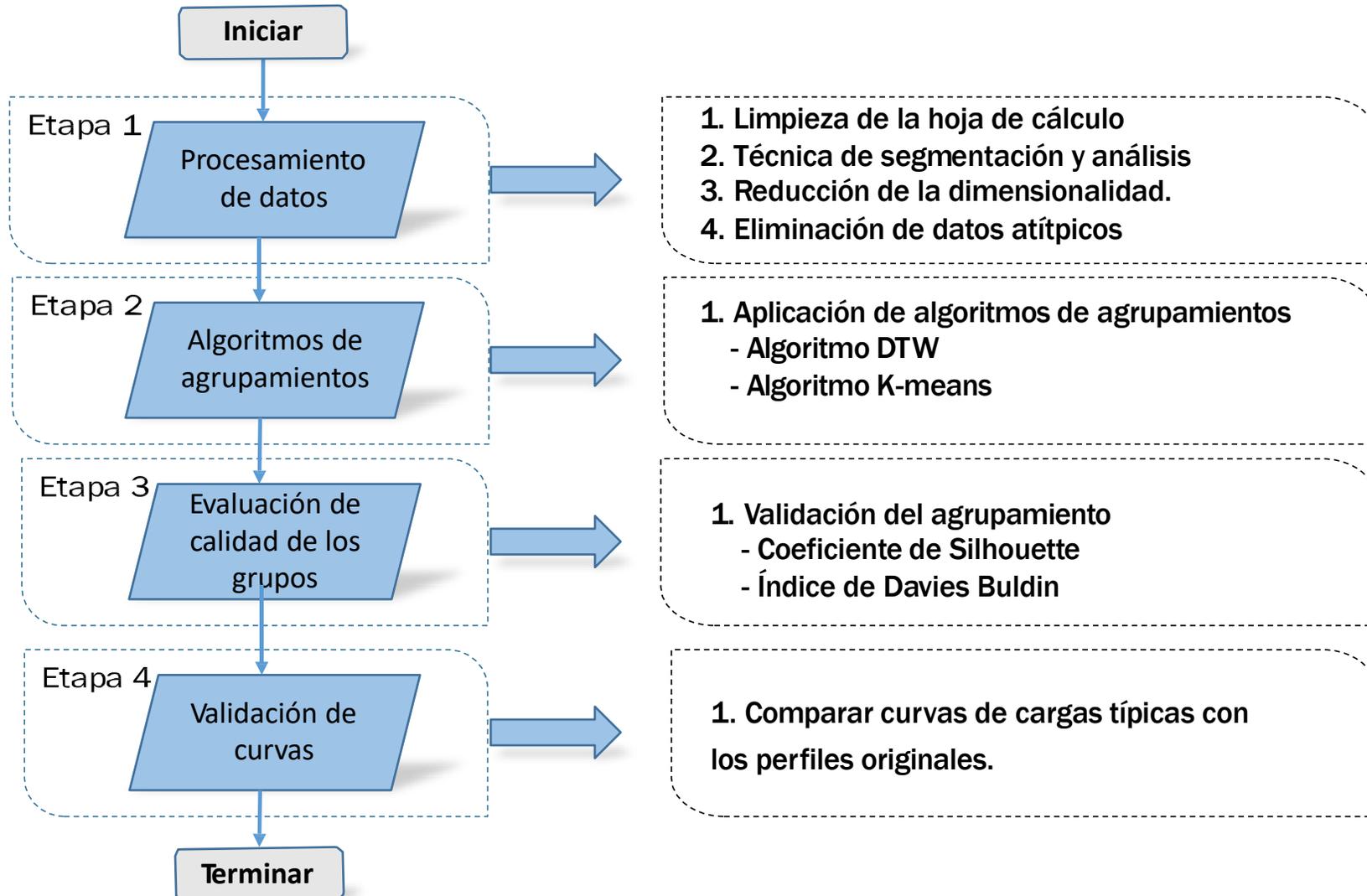
Los estudios sobre perfiles de carga se centran principalmente en técnicas de agrupamiento

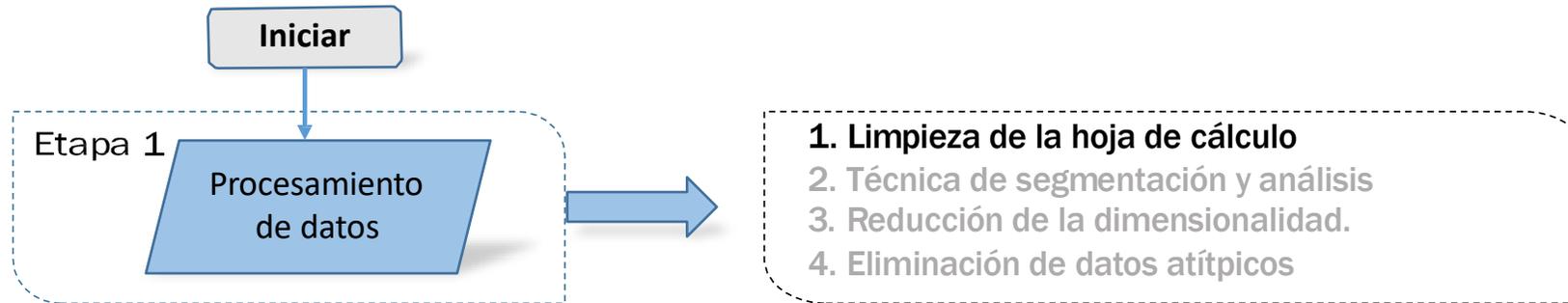


Selección de método depende:

- Tipo, calidad y la cantidad de los datos
- Conocimientos del método y experiencia previa
- Objetivo futuro y flexibilidad de cambios

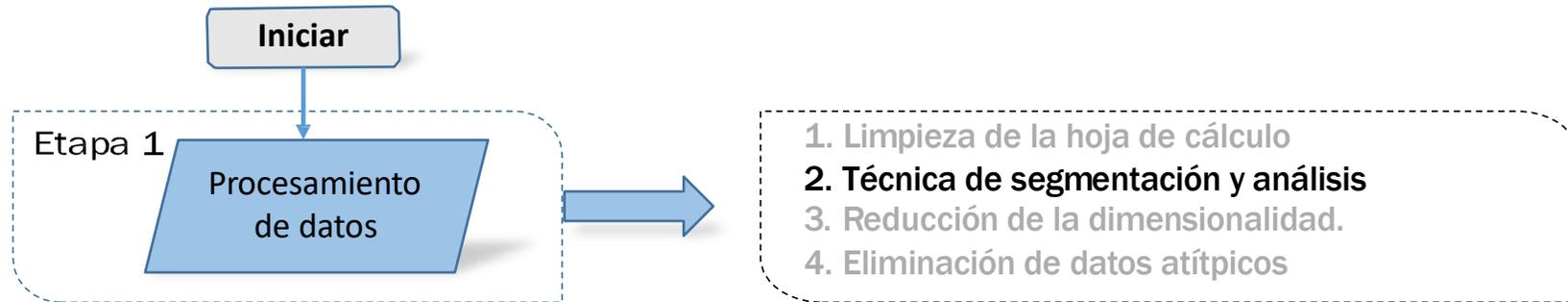
Metodología – Etapas y tareas



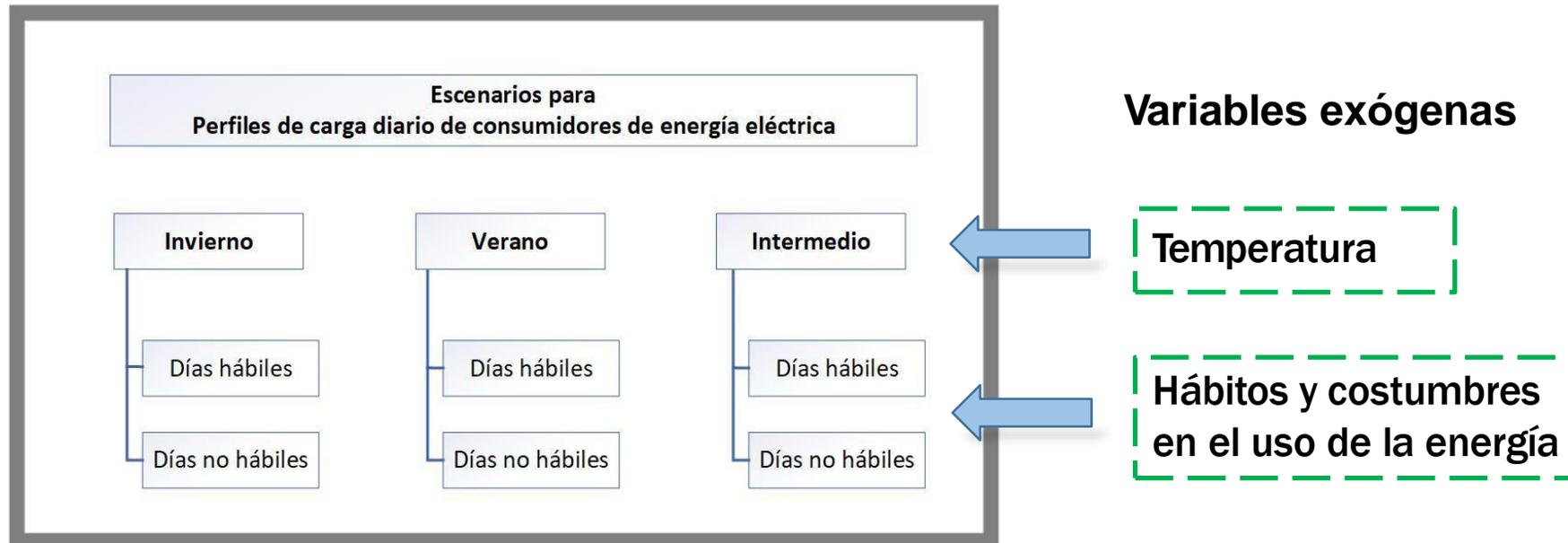


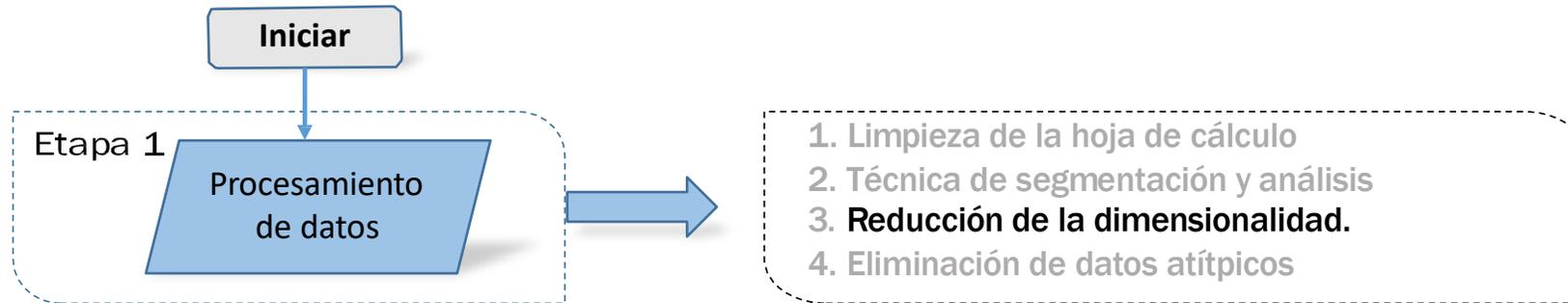
1. Limpieza de la hoja de datos

- Se eliminan datos erróneos
- Se descartan celdas nulas
- Se definen atributos de agrupamiento
- Integración de los datos



2. Técnicas de segmentación y análisis



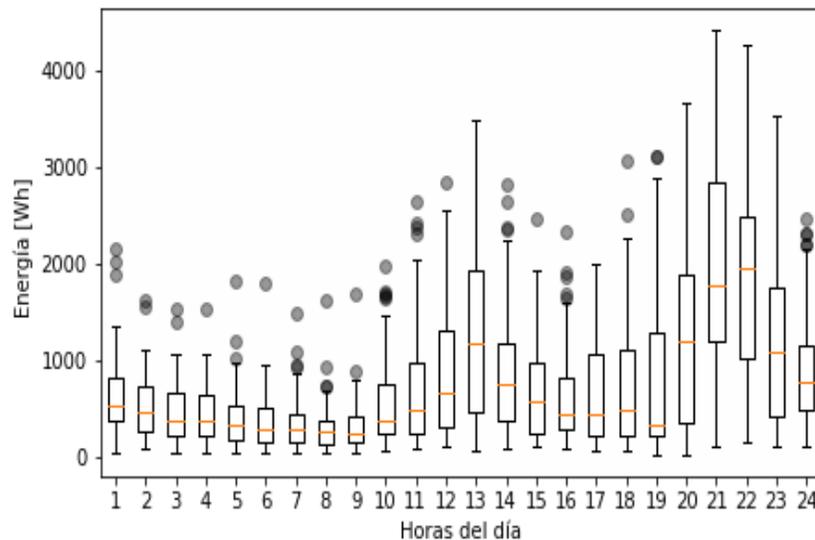
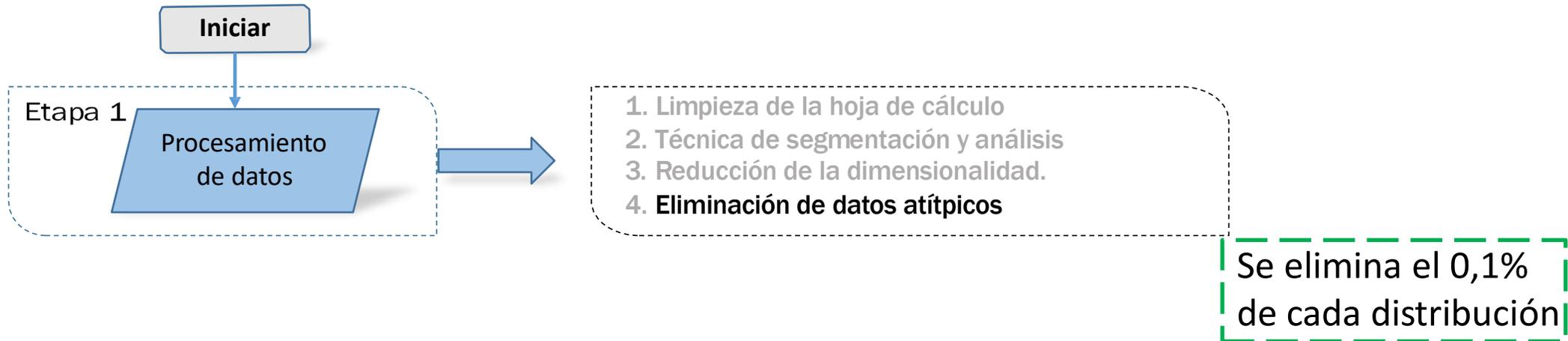


3. Reducción de la dimensionalidad

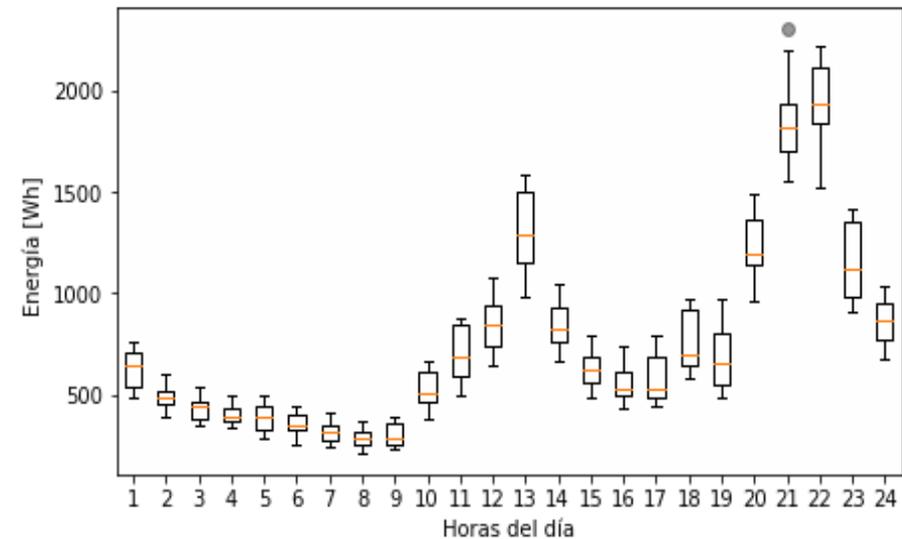
- Las 96 lecturas tomadas en el día se transforman en 24 mediciones horarias de consumo



Se reducen el esfuerzo computacional sin comprometer la calidad del modelo



Perfil representativo de consumo cliente X



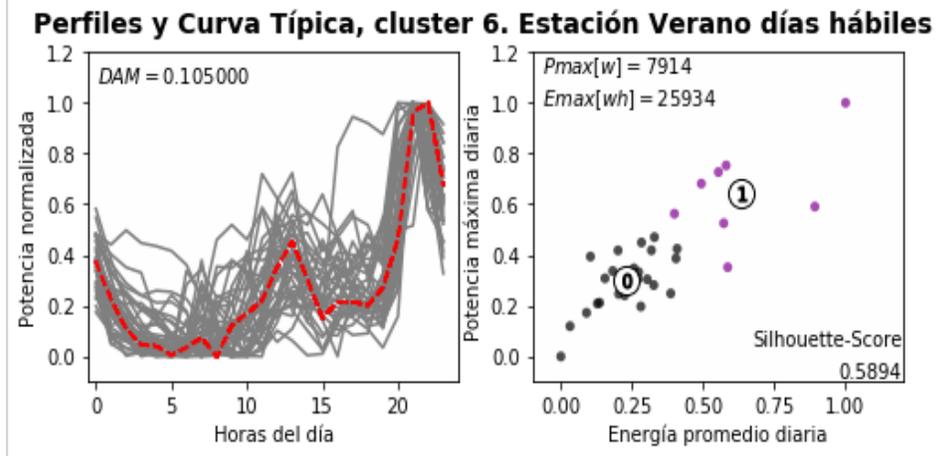
Perfil representativo de consumo cliente X sin atípicos

Etapa 2

Algoritmos de agrupamientos

1. Aplicación de algoritmos de agrupamientos

- Algoritmo DTW
- Algoritmo K-means



DWT

- — — Curva de Carga Típica
- — — Perfil de Carga Individual

Atributos

24 atributos que conforman el perfil de consumo individual de cada usuario normalizado

K-Means

- ● ● Usuarios del mismo clúster

Atributos

- Eje X energía promedio diaria
- Eje Y potencia máxima Diaria

Etapa 4

Validación de curvas

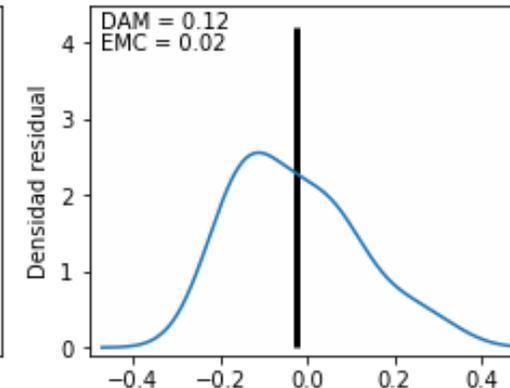
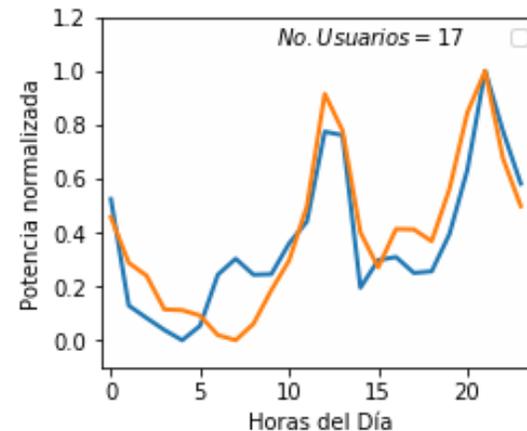
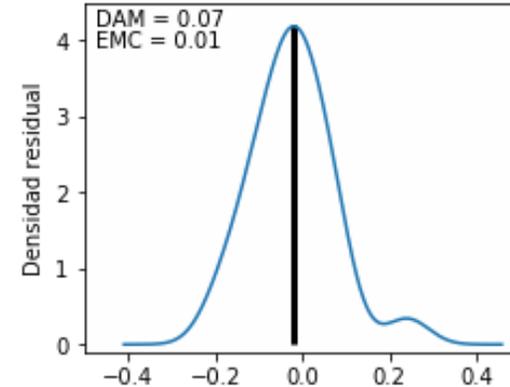
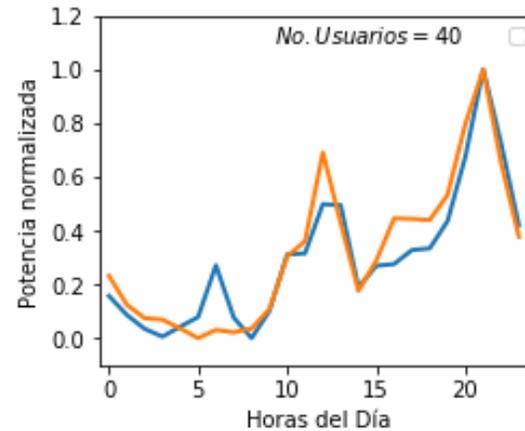
1. Comparar curvas de cargas típicas con los perfiles originales.

Escenarios

Escenario verano tipo de día hábil

Escenario intermedio tipo de día no hábil

— Curva de Carga Típica
— Perfil de Carga Individual



Ref: R. Alarcón, M. Samper, G. Coria: “Modelamiento de Curvas Típicas de Demanda para la Estimación de Estado Eléctrico”; XVIII ERIAC 2019 (Encuentro Regional Iberoamericano de CIGRÉ), Foz do Iguazu, Brasil.

Medición Inteligente



- 400 usuarios
 - 58000 registros
 - Mediciones cada 15 min

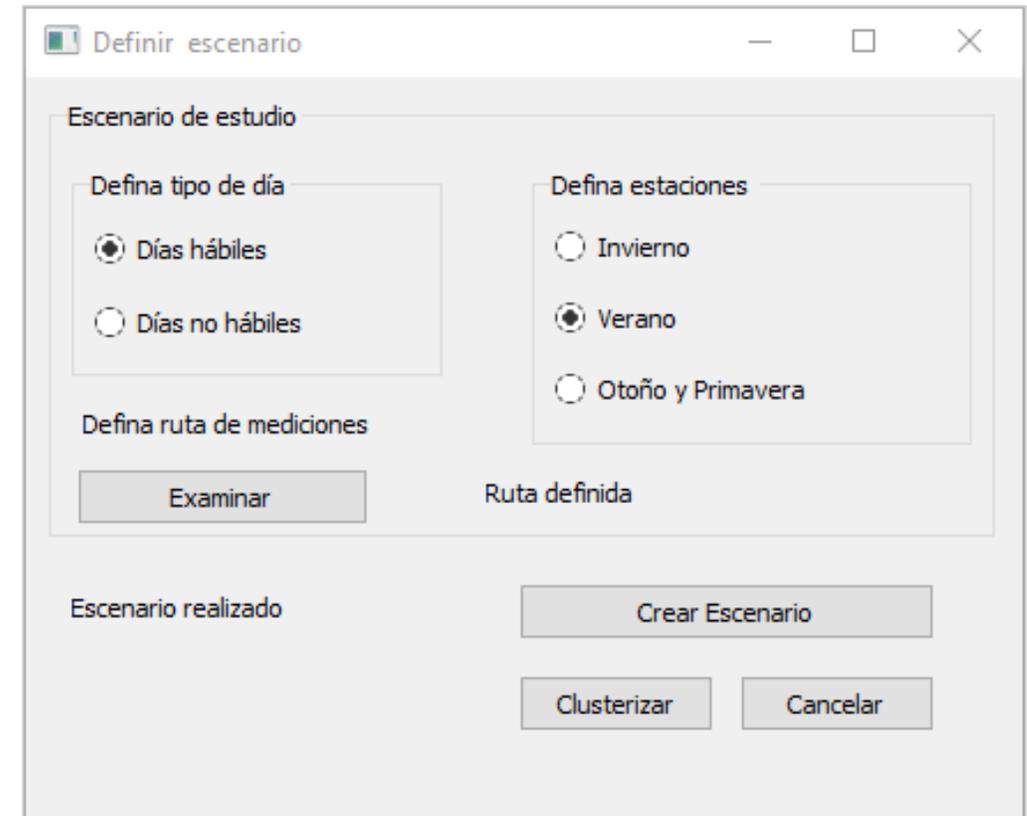
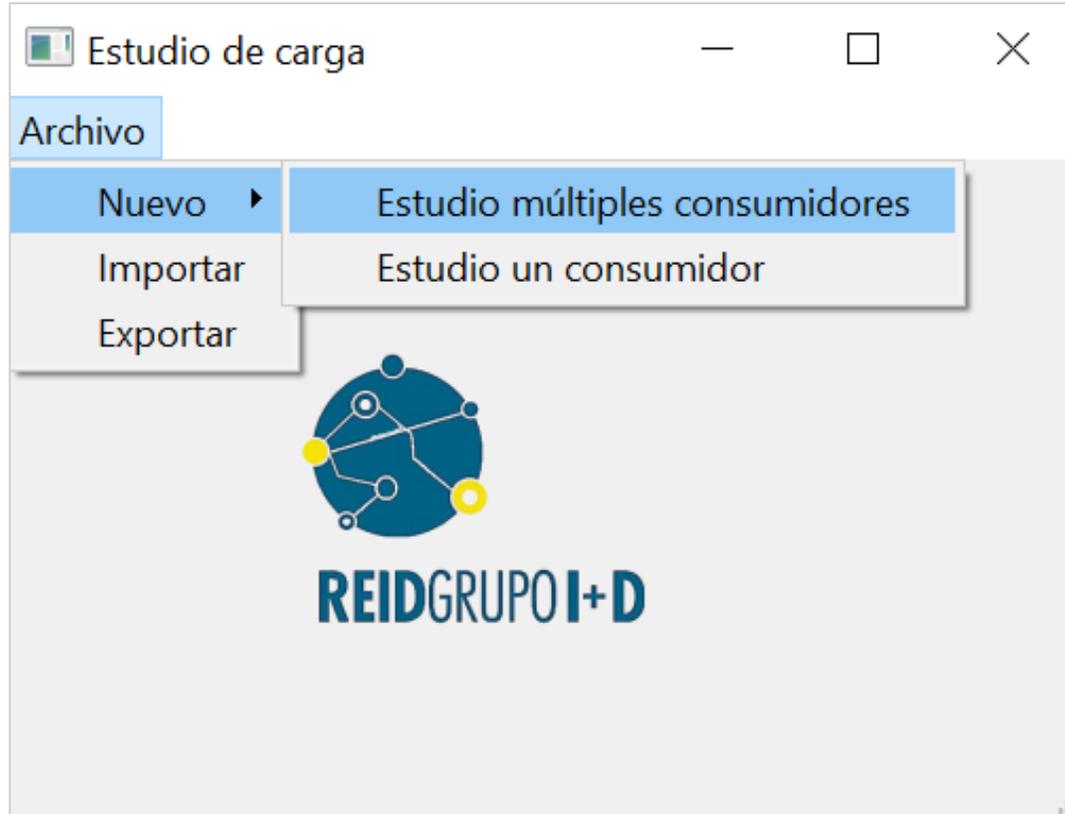


Clientes

- Residenciales
- Industriales
- Comerciales
- Grupo tarifario

Reporte de Registros Periódicos										
3	Terminal:	DMPA00005155				Titular:	Titular Demo			
4	Domicilio:	Calle Demo 1111 Barrio Demo				Período:	01/09/15 - 31/08/17			
5	Servicio:	Residencial Pospago								
9	Fecha hora	V	I	Wh	VARh	VAh	Hz	FP	D. Máx W	
10	01/01/16 00:00:00	227.0	2.09	98	68	119	50.1	0.82	396	
11	01/01/16 00:15:00	227.3	2.09	98	68	119	50.1	0.82	403	
12	01/01/16 00:30:00	226.2	2.09	98	68	119	50.0	0.82	400	
13	01/01/16 00:45:00	225.6	2.08	97	67	118	49.9	0.82	399	

<https://sourceforge.net/u/repoieeunsjconi/profile/>

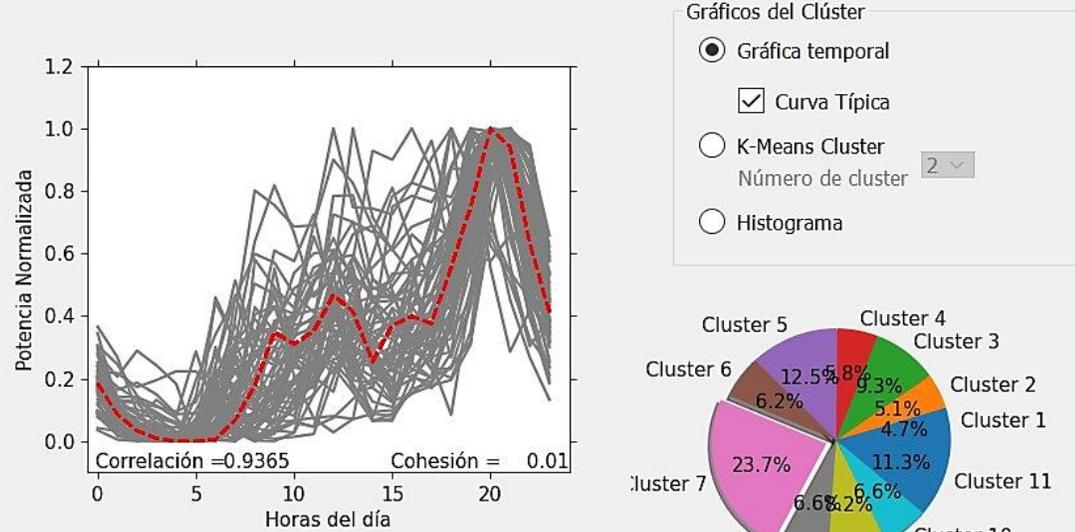


Ventanas de resultados

Resultados de Estudio

Archivo

Perfil de carga de usuarios del cluster 7 de la estación de otoño y primavera en días habil



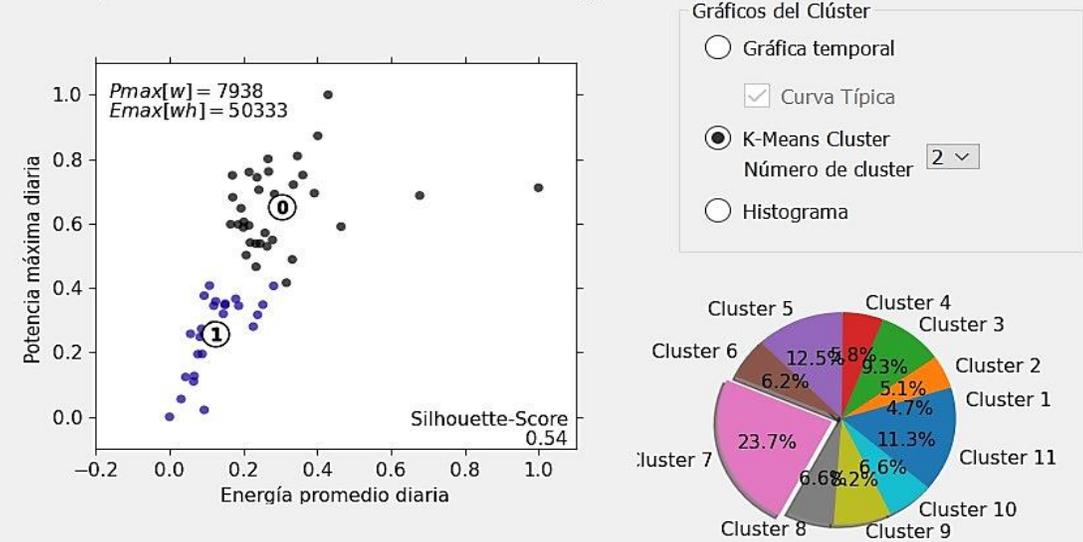
Seleccione Cluster: 7
Usuarios: Todos

Correlación = 0.9313909090909089
Error residual = 0.05345454545454545

Resultados de Estudio

Archivo

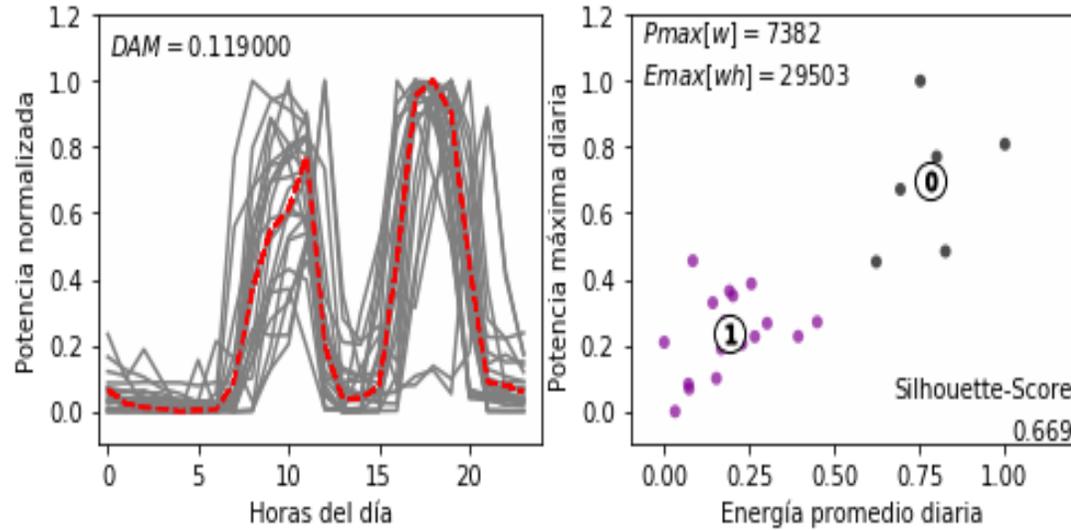
Perfil de carga de usuarios del cluster 7 de la estación de otoño y primavera en días habil



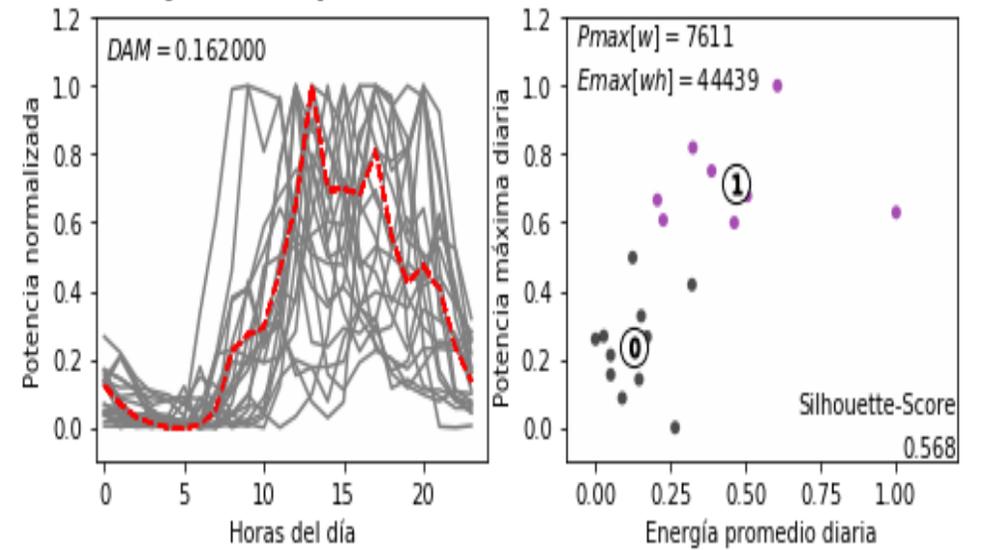
Seleccione Cluster: 7
Usuarios: Todos

Correlación = 0.9313909090909089
Error residual = 0.05345454545454545

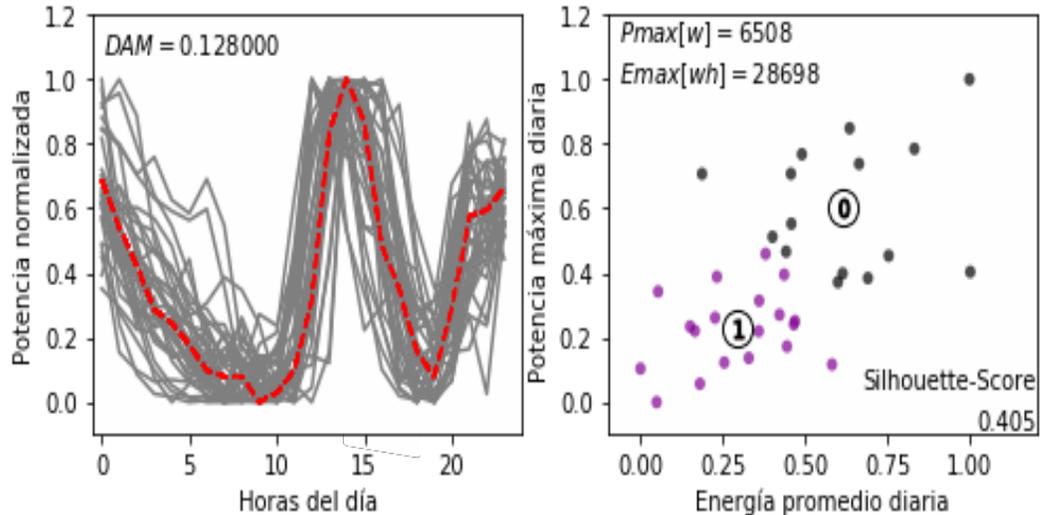
Perfiles y Curva Típica, cluster 0. Estación Verano días hábiles



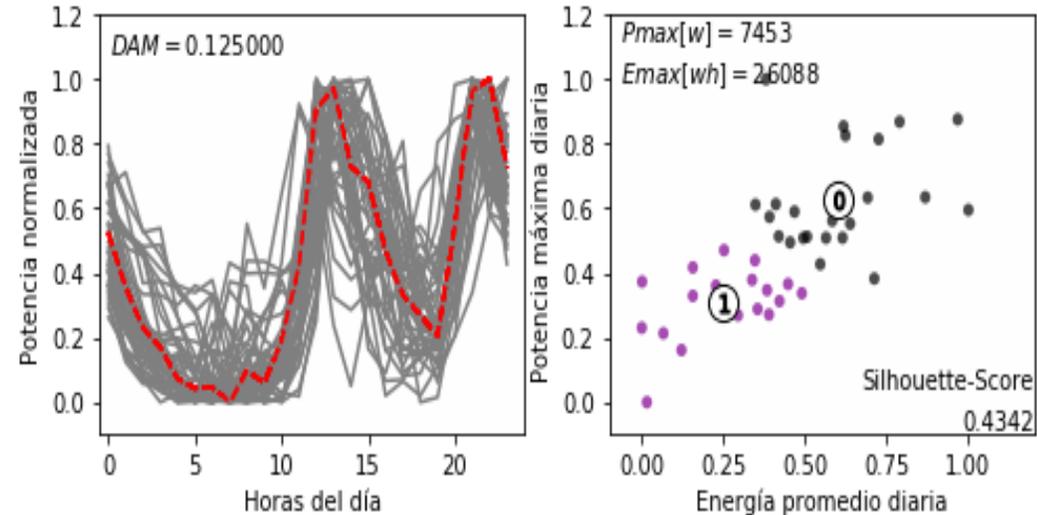
Perfiles y Curva Típica, cluster 2. Estación Verano días hábiles



Perfiles y Curva Típica, cluster 9. Estación Verano días hábiles

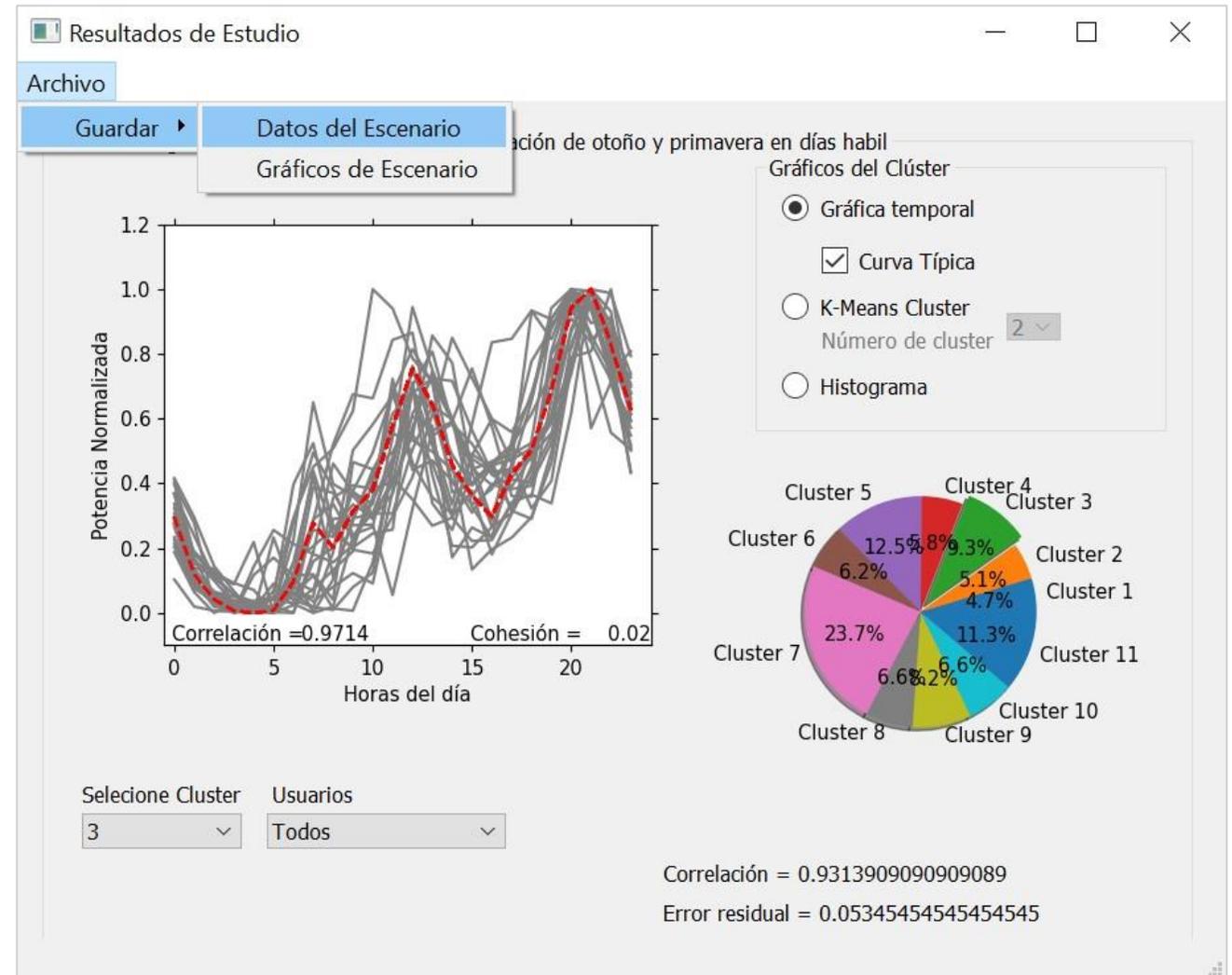


Perfiles y Curva Típica, cluster 11. Estación Verano días hábiles



Formas de guardar los resultados

- Formato gráfico en *.pdf
- Valores de los vectores *.excel



Gracias por su atención

**INSTITUTO DE ENERGÍA ELÉCTRICA (IEE)
UNSJ – CONICET
ARGENTINA**



**Distribución
eléctrica
en el Perú**

