

**Resumen.-**

Las técnicas de predicción de la demanda a corto plazo, tanto las clásicas de Estadística como otras más recientes de Inteligencia Artificial, en general han mostrado gran eficiencia a nivel de sistema o con altos niveles de agregación. Sin embargo, la predicción a corto plazo de la generación de renovables, como la fotovoltaica, presenta mucha más incertidumbre y da lugar a peores medidas de bondad del ajuste. En este trabajo proponemos una metodología que ayuda a paliar esa falta de ajuste en la gestión de demanda eléctrica con autoconsumo de fotovoltaica, combinando diferentes técnicas estadísticas y aplicando estrategias de respuesta de la demanda. El proceso se ilustra con datos reales de una localidad española de unos cinco mil habitantes, donde se usa “random forest” para la predicción del consumo eléctrico, “stochastic gradient boosting” para la predicción de generación de fotovoltaica y la distancia “dynamic time warping” para la clasificación de series temporales.

**METODOLOGÍA**

- **Etap 1 (Forecasting):** Predicción del consumo bruto y predicción de la generación de fotovoltaica (PV).
- **Etap 2 (Clustering):** Clasificación en grupos homogéneos para las curvas predichas de generación de fotovoltaica y determinación del clúster de referencia.
- **Etap 3 (Estrategias Demand Response):** Aplicación de estrategias Demand Response (DR) para los días con predicción de PV en el clúster de referencia.

**DATOS DISPONIBLES**

- Datos horarios de consumo eléctrico bruto y de generación de fotovoltaica de una localidad riojana, así como variables climáticas, desde 01/10/2008 al 31/03/2011.
- Datos de entrenamiento: desde 01/10/2008 hasta 30/09/2010.
- Datos zona test: desde 01/10/2010 hasta 31/03/2011.

**ETAPA 1 (Forecasting)**

**CONSUMO (Horizonte 24h)**

**Predictores**

Predictors	Description
H2, H3, ... H24	Hourly dummy variables corresponding to the hour of the day
WH2, WH3, ... WH7	Hourly dummy variables corresponding to the day of the week
MH2, MH3, ... MH12	Hourly dummy variables corresponding to the month of the year
FH1	Hourly dummy variable corresponding to national, regional or local holidays
Temperature	Predicted hourly external temperature.
LOAD_lag_i	Hourly load lagged "i" hours, with i = 24, 48, ..., 168.

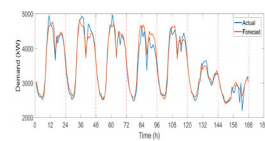
Método: Random Forest con selección del “mtry” mediante validación cruzada.

**Resultados**

**Medidas de ajuste**

Measure	Regular Days	Special Days	All Days
Error_mean_train (kW)	0.98	-11.67	0.83
Error_mean_test (kW)	35.39	-4.94	22.84
Error_sd_train (kW)	114.29	105.16	112.39
Error_sd_test (kW)	173.84	154.95	169.19
Error_skewness_train	-0.37	0.45	0.42
Error_skewness_test	-0.16	-0.19	-0.15
Error_kurtosis_train	3.07	8.48	10.21
Error_kurtosis_test	4.05	5.74	4.44
RMSE_train (kW)	114.89	107.63	112.39
RMSE_test (kW)	177.54	154.92	170.68
R-squared_train	0.98	0.94	0.98
R-squared_test	0.95	0.91	0.95
MAPE_train	2.05	2.45	2.18
MAPE_test	3.36	3.63	3.44

Ejemplo: Semana 14-20 febrero 2011



**GENERACIÓN PV (Horizonte 24h)**

**Predictores**

Name	Description
srfc	Surface downwelling shortwave flux (W m <sup>-2</sup> )
psrfc	Surface net longwave flux (W m <sup>-2</sup> )
psfc	Surface net longwave flux (W m <sup>-2</sup> )
wind	Wind speed at 10 m (m s <sup>-1</sup> )
wdir	Wind direction at 10 m (degrees)
relh	Relative humidity at 2 m (per cent)
cl	Cloud cover (per cent)
clh	Cloud cover at high levels (per cent)
clm	Cloud cover at medium levels (per cent)
cls	Cloud cover at low levels (per cent)
pr	Accumulated rainfall in the hour (kg m <sup>-2</sup> )
visib	Visibility (m)
gswf	Clear-sky global horizontal irradiance (W m <sup>-2</sup> )
gswf0	Average global horizontal irradiance (W m <sup>-2</sup> )
gswf1	Average global horizontal irradiance (W m <sup>-2</sup> )
h	Hour of the day (fraction for the hour)
h2	Hour of the day fraction for the hour

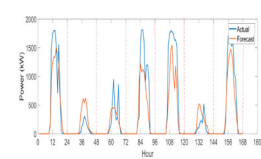
Método: Stochastic Gradient Boosting con selección de hiperparámetros mediante validación cruzada.

**Resultados**

**Medidas de ajuste**

Measure	Value
Error_mean_train (kW)	4.96
Error_mean_test (kW)	-19.52
Error_sd_train (kW)	308.60
Error_sd_test (kW)	362.12
Error_skewness_train	-0.021
Error_skewness_test	-0.021
Error_kurtosis_train	-0.173
Error_kurtosis_test	0.066
RMSE_train (kW)	0.994
RMSE_test (kW)	302.52
R-squared_train	0.9934
R-squared_test	0.78
MAPE_train	0.79
MAPE_test	237.31
MAPE_test	310.06

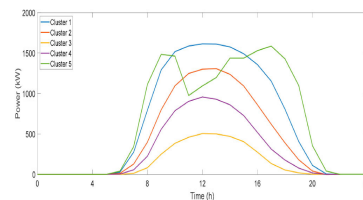
Ejemplo: Semana 14-20 febrero 2011



**ETAPA 2 (Clustering)**

- **Primero:** Realizamos el clúster jerárquico de las curvas diarias predichas de PV (datos de entrenamiento), usando la distancia Dynamic Time Warping (DTW) y enlace medio.
- **Segundo:** Seleccionamos el clúster de referencia como aquel que contiene menor porcentaje de error medio en las predicciones.
- **Tercero:** Clasificamos las nuevas curvas diarias predichas de PV (datos de la zona test).

**Resultados**



Curvas centroide de los 5 clúster de PV. Clúster de referencia: clúster 1.

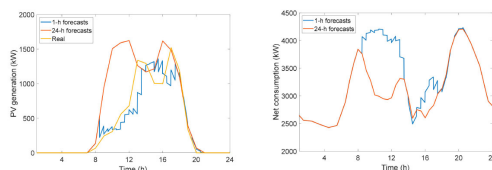
Day (Number)	Date (dd/mm)	Day (Number)	Date (dd/mm)	Day (Number)	Date (dd/mm)
1	4 February	11	10 February	21	20 February
2	5 February	12	11 March	22	20 March
3	5 March	13	12 February	23	21 March
4	6 February	14	14 January	24	22 March
5	6 March	15	14 February	25	3 January
6	7 February	16	16 January	26	23 March
7	7 March	17	18 February	27	24 January
8	8 February	18	18 March	28	25 February
9	9 February	19	19 March	29	28 March
10	10 February	20	20 January	30	29 March
				31	31 March

Fechas de la zona test cuyas curvas PV se clasifican en clúster de referencia (clúster 1).

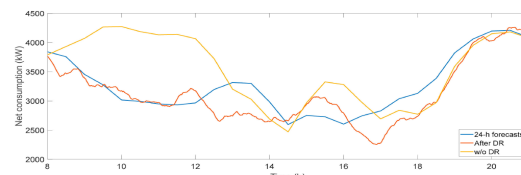
**ETAPA 3 (Estrategias Demand Response)**

- **Primero:** Ajustamos las predicciones de generación PV de la Etapa 1 usando un factor de corrección con horizonte 1 hora.
- **Segundo:** Calculamos la energía a subir o bajar en cada hora como la diferencia entre demanda neta predicha a 24h y la corregida a 1h.
- **Tercero:** Aplicamos estrategias DR para subir o bajar la energía calculada anteriormente, con modelos PBLM (Physically-Based Load Models).

**Resultados**



Predicciones a 24h y predicciones corregidas a 1h (PV y consumo neto), día 21/03/2011.



Consumo neto final sin aplicar DR y aplicando DR (día 21/03/2011). La aplicación de estrategias DR nos acercan a la curva base (predicciones a 24h).

**AGRADECIMIENTOS**

Proyectos TED2021-129722B-C32 y TED2021-129722B-C33 financiados por MCIN/AEI /10.13039/501100011033

y por la Unión Europea NextGenerationEU/ PRTR

