

¿Qué hace –y aporta– un matemático en un Centro Tecnológico?

Cruz Enrique Borges Hernández
DeustoTech Energy
DeustoTech, Universidad de Deusto
email: cruz.borges@deusto.es
página web: <http://paginaspersonales.deusto.es/cruz.borges>

Resumen

El trabajo de los investigadores es, en general, poco conocido por la sociedad, pero en el caso de los matemáticos esta lejanía es mayor. En este artículo intentaré contar mi experiencia personal sobre la investigación que realiza un matemático en un centro tecnológico, un lugar que *a priori* dista de ser el más natural para que un matemático desarrolle su carrera científica, aunque veremos que tiene mucho que aportar.

Introducción

Como hemos dicho, los centros tecnológicos pueden no parecer el entorno ideal para que un matemático desarrolle su carrera científica. De orientación muy práctica, están llenos de ingenieros y sus proyectos suelen ser de investigación aplicada. Estas características chocan con la concepción tradicional de que los matemáticos trabajan con problemas puramente abstractos y alejados de la realidad. Sin embargo, al igual que los mayores desarrollos matemáticos se han realizado gracias a problemas provenientes de otras ramas de las denominadas ciencias básicas, las llamadas matemáticas aplicadas se han nutrido de problemas provenientes de la ingeniería durante mucho tiempo.

Pero no es sólo la cantidad de problemas interesantes en los que trabajar lo que más puede atraer a un matemático hacia un centro tecnológico; desde mi punto de vista, es la *transferencia de conocimiento* tan necesaria en la actualidad. Los desafíos que se presentan a la hora de llevar a buen puerto un proyecto en un centro tecnológico hace mucho tiempo que dejaron de ser abarcables por un grupo *monotemático* de ingenieros. Hoy en día es necesario afrontar los problemas de forma transversal, combinando los conocimientos de muchas ramas para poder construir modelos realistas y resolverlos satisfactoriamente. Entre esas habilidades casi siempre se requiere modelizar, optimizar y/o crear algoritmos, habilidades que todo matemático ha desarrollado (probablemente sin saberlo) durante sus estudios de grado y postgrado.

De esta forma, aquí voy a detallar mi experiencia particular en el centro tecnológico en el que trabajo, DeustoTech, con el fin de animar a otros compañeros a que den el paso y aspiren a puestos de este perfil.

DeustoTech

DeustoTech es un centro tecnológico que comenzó como una agrupación de los desarrollos científico-tecnológicos de la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Deusto, pero que en los últimos años ha crecido hasta convertirse en un centro independiente. En la actualidad trabajan en él alrededor de 100 personas, incluyendo profesores de la Facultad de Ingeniería, estudiantes de doctorado, investigadores post-doctorales, *seniors* y técnicos.



Figura 1. Logo de DeustoTech.

Los fines que persigue DeustoTech son desarrollar investigación básica y aplicada en tecnologías de la informática y la información, realizar transferencia de tecnología a las empresas y, finalmente, fomentar la formación y la excelencia en la educación. Para ello, hoy DeustoTech se encuentra dividido en seis unidades, contando cada una de ellas con una línea de investigación propia:

- **Internet:** centrada en soluciones móviles, la computación ubicua, y la inteligencia ambiental.
- **Computing:** centrada en la inteligencia computacional aplicada a la seguridad y la optimización de procesos industriales.
- **Life:** centrada en el procesamiento avanzado de señales médicas y el desarrollo de herramientas TIC para una mejor calidad de vida.
- **Energy:** centrada en redes inteligentes de energía, la eficiencia energética, el medio ambiente y mecanismos avanzados de mantenimiento de instalaciones de energía eléctrica y del automóvil.
- **Mobility:** centrada en las comunicaciones de telefonía móvil, servicios de transporte inteligente, los servicios de TIC para el turismo y la logística.
- **Learning:** centrada en el diseño, implementación y uso de las TIC para su aplicación en diferentes entornos educativos y de aprendizaje.

Actualmente desarrollo mi trabajo en la unidad Energy. Dicha unidad es de reciente creación (tiene solamente dos años) y está compuesta por personal muy joven (la media de edad es inferior a los 30 años); son, principalmente, ingenieros (informáticos, químicos, telecomunicaciones, industriales y electrónicos), aunque también trabaja un matemático (yo mismo) y colaboran otro matemático y un físico. De todos ellos, seis somos doctores, cuatro son estudiantes de doctorado, tres de máster, uno es técnico y varios son becarios desarrollando sus proyectos de fin de carrera.



Figura 2. Logo de la Unidad Energy en DeustoTech.

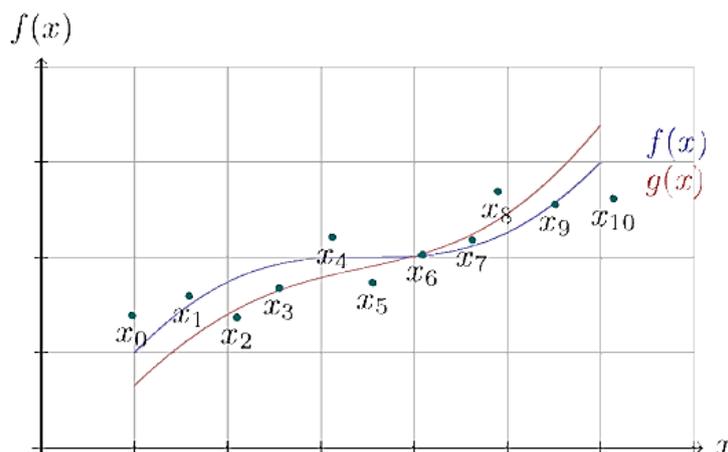
La unidad Energy está, a su vez, dividida en tres líneas de investigación: mantenimiento avanzado de instalaciones eléctricas, medio ambiente y *smartgrid*. Mi trabajo se centra en la línea *smartgrid*, aunque colaboro activamente con las otras dos. Los problemas que trata de resolver el área de *smartgrids* están relacionados con las oportunidades en el control y planificación que nos deparará la nueva red eléctrica. En mayor medida, nuestros campos de estudio son: realización de modelos predictivos de consumos eléctricos a corto plazo, predicciones de la demanda de potencia a largo plazo, generación de índices de precios de la energía y desarrollo de plataformas semánticas para los aparatos de medida, así como algoritmos tanto de planificación de fundiciones como de gestión de microrredes.

Trabajos que actualmente realizo

Ahora paso a describir con más detalle los problemas concretos en los que desarrollo mi investigación en un contexto más matemático y cómo los estamos afrontando.

1. Modelos de predicción

El problema de regresión es bien conocido en todos los campos científicos. Se suele enunciar de la siguiente manera: *dado un conjunto de puntos, encontrar las relaciones que mejor los expliquen*. Matemáticamente, este problema se describe de la siguiente manera: *dado un conjunto de puntos $\{y_i\}$ que se asumen generados siguiendo una distribución de probabilidad del tipo $y_i = f(x_i) + \zeta$, se trata de buscar una aplicación $g(x)$ en un espacio de funciones normado que minimice la distancia a f* . Véase la [Figura 3](#) como ejemplo.



[Figura 3](#). Ejemplo de problema de regresión.

Típicamente, para encontrar la aplicación g usamos técnicas tipo mínimos cuadrados, minimax o descenso de gradiente en función de las características (esperadas) de g y de la norma empleada. Encontrada dicha g , decimos que hemos encontrado un *regresor* y que hemos *aprendido* el concepto f . De esta forma somos capaces de *explicar* el conjunto de puntos $\{y_i\}$.

Ahora bien, como hemos comentado en la sección anterior, nuestro problema no es *explicar* los datos obtenidos, sino *predecir* los datos futuros. Matemáticamente hablando, el problema es el siguiente: *dado una sucesión de puntos $\{y_i\}$, se trata de predecir el siguiente valor de la sucesión $f(y_i + 1)$ de forma que el error entre el término real y_{i+1} y el predicho sean mínimos*. Véase por ejemplo la [Figura 4](#).

Aunque generalmente estos dos problemas son confundidos, la realidad empírica nos dicta que es necesario abordarlos de distinta manera. En [\[1\]](#) se puede encontrar una buena discusión sobre este tema en particular.

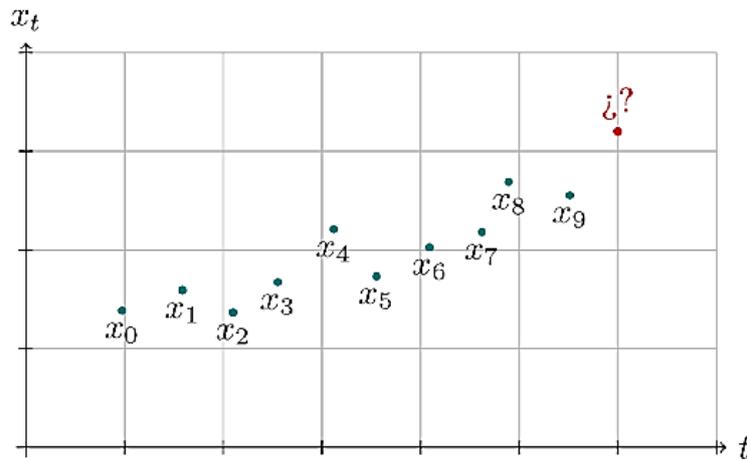


Figura 4. Ejemplo de problema de predicción.

En nuestro caso, el conjunto de datos proviene de medidas de consumo energético de distintas fuentes: desde amplias regiones, a subestaciones, edificios de oficinas o, incluso, casas particulares. La escala de dificultad es creciente, puesto que la señal es mucho más caótica cuanto menos agregada está (esto es una aplicación directa del teorema del límite central).

Consideraremos resuelto el problema cuando encontremos un procedimiento que genere buenas predicciones para las distintas escalas. Nótese que no tiene que ser excelente; lo que se pretende es que sea *adaptable*. Para ello hemos creado un sistema basado en tres fases: predicción del modelo de día según el calendario laboral, ajuste de la curva usando distintos tipos de algoritmos (métodos persistentes, regresión lineal, redes neuronales, SVM y ARIMA en este caso), y finalmente realizamos un post-proceso (corrección de sesgos y métodos de clasificación y combinación de resultados). La Figura 5 contiene el pseudocódigo del método propuesto. La serie de artículos [2, 3, 4, 5] recoge una comparativa de los distintos resultados conseguidos.

Entre los trabajos pendientes se encuentran: generar un procedimiento de aprendizaje automático del calendario laboral, y probar con técnicas de programación genética [6] en la fase de ajuste.

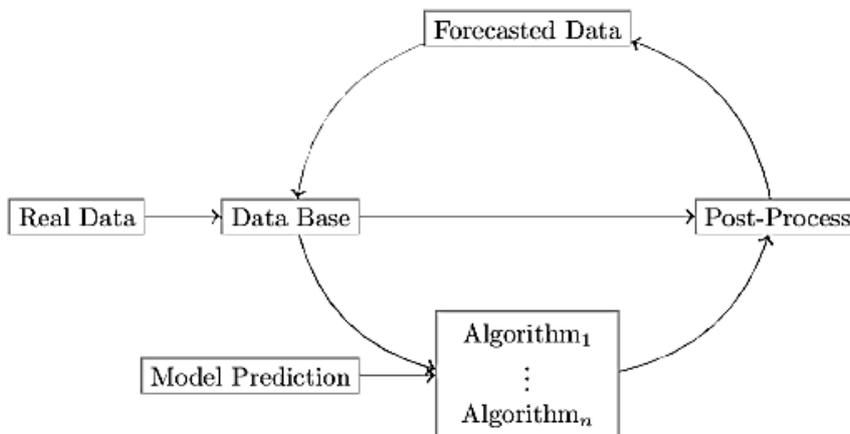


Figura 5. Pseudocódigo del algoritmo de predicción.

2. Modelos de planificación de microrredes

En este caso nos enfrentamos a un problema completamente diferente. Según la Wikipedia, una microrred es:

“... un grupo localizado de generación, almacenamiento y consumo de energía eléctrica que normalmente opera conectado a una red tradicional, aunque puede desconectarse pasando a funcionar de forma autónoma...”

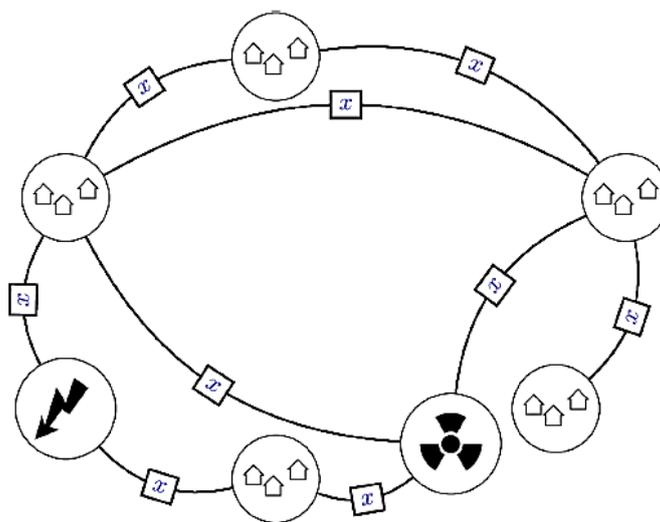


Figura 6. Un ejemplo de microrred.

Hay un cierto consenso en la comunidad en que el futuro de la red eléctrica pasa por la *microgrización* de la red usando sistemas de generación renovables a pequeña escala; es decir, reemplazar el modelo actual de grandes centrales eléctricas (generación semi-centralizada) por uno de generación distribuida. El gran problema de dichas redes reside en la gestión, debido a la restricción fundamental en las redes eléctricas: *la cantidad de energía consumida en un instante tiene que ser generada en ese mismo instante*. O, dicho de otra forma: *no conocemos formas eficientes de almacenar energía*.

En redes de grandes dimensiones, que cuentan con una red de distribución suficientemente mallada, este problema se mitiga de nuevo gracias al teorema del límite central. Por el contrario, en una microgrid se tiene un perfil caótico en el consumo, al que se le puede unir un perfil caótico en la generación a partir de fuentes no gestionables (fundamentalmente, de origen renovable). Además de lo anterior, en muchos casos hay que añadir problemas de congestión en la red que pueden impedir el vertido a ésta de grandes cantidades de energía al crear sobreintensidades en puntos determinados, con lo que en el control y gestión de la microrred se tiene un cóctel explosivo.

Nuestro interés en este problema radica en intentar generar un modelo lo más realista posible para crear mecanismos de gestión y planificación óptimos (no de control en tiempo real). Para ello, nos centraremos en resolver los problemas de congestión.

En la actualidad, el problema de congestión se da fuertemente en territorios que forman *islas energéticas*. Existen varias soluciones para este problema: repotenciar las líneas actuales para que soporten mayores intensidades, crear nuevos enlaces, o disminuir el consumo total. Está claro que en el primer y segundo casos es necesaria una fuerte inversión por parte de la compañía eléctrica, pero aun estando dispuesta a realizarla es posible que en la práctica no pueda, por razones que suelen ser debidas a impactos medioambientales o paisajísticos, o a la oposición ciudadana. La única solución que queda es disminuir el consumo.

Ahora bien, ¿cómo fomentar dicha disminución? Sobre todo teniendo en cuenta que normalmente sólo es necesaria a determinadas horas del día (horas punta). En la actualidad existen varios mecanismos (excluimos la inversión en medidas de eficiencia energética por considerarla complementaria a las que analizaremos), como los contratos de interrumpibilidad o las tarifas horarias, que se han probado insuficientes, puesto que los problemas persisten. En este contexto nosotros estudiamos un modelo basado en *subastas de disminuciones de consumo*, similar al mecanismo de fijación de precios en generación, que creemos puede ser otra herramienta más para el gestor de la red a la hora de resolver dicho problema.

3. Modelado automático

Para terminar, hablaremos de un proyecto en colaboración con el área de Medio Ambiente. En este caso se trata de aplicar técnicas de inteligencia artificial (principalmente algoritmos evolutivos y programación genética) a todo el proceso de diseño de un catalizador, desde la fase experimental, pasando por la generación del modelo de conocimiento, hasta el diseño del control del reactor. El fin que se persigue es tanto reducir el número de experimentos a realizar como agilizar la generación de los modelos de conocimiento y de control. Analicemos el problema por partes.

Supongamos que tenemos una reacción química para la cual interesa diseñar un catalizador. El primer paso consiste en seleccionar uno o varios materiales y algunas variables sobre las que podremos actuar (por ejemplo, presión, temperatura o porosidad del catalizador). El objetivo es encontrar el material y/o los parámetros que hacen de dicho material el mejor catalizador para nuestra reacción química.

El siguiente paso es definir una región de estudio. Básicamente lo que se está haciendo es acotar el espacio de búsqueda. Además, si lo discretizamos (como usualmente se hace), pasamos de tener un problema continuo a uno discreto.

En este momento podemos optar por realizar el experimento por *fuerza bruta*. Esto nos presenta el primer problema: tenemos un *trade-off* entre número de experimentos a realizar (mayor coste) y calidad de la solución obtenida. Ahora bien, también podemos optar por usar un algoritmo evolutivo, o de tipo *predictor-corrector*, que guíe la experimentación de forma que se realicen más experimentos cerca de las zonas donde se encuentren óptimos locales (que, a fin de cuentas, son las zonas que interesa estudiar) y menos en las zonas menos interesantes.

Realizada la experimentación, el siguiente paso estriba en obtener el *modelo de conocimiento*. Esta tarea básicamente consiste en encontrar las ecuaciones en derivadas parciales que mejor modelizan la reacción química estudiada. En la actualidad es un proceso largo y tedioso, basado en el conocimiento experto del ingeniero químico y en una sucesión de ensayos y errores.

Simplificando mucho el problema, lo que se pretende es construir un grafo cuyos vértices son los compuestos químicos (o agrupaciones de ellos) y cuyas aristas representan las reacciones químicas que se producen en cada paso. A partir de dicho grafo, por lo general, es sencillo generar el sistema de ecuaciones en derivadas parciales. Para acelerar y simplificar el proceso, nosotros planteamos usar un algoritmo evolutivo que construya el grafo o usar la programación genética [6] mediante slp's [7] para encontrar directamente el sistema de ecuaciones en derivadas parciales.

Finalmente, en el proceso de simulación del reactor necesario para generar el control, usaremos técnicas de regresión no lineal basadas en redes neuronales o SVM con el fin de simular el reactor basándonos solamente en los experimentos realizados en la primera fase, sin requerir la generación de un modelo a escala, con el consiguiente ahorro de costes.

Conclusiones

Como hemos visto a lo largo de este documento, existe una cantidad ingente de problemas a los que un matemático puede aportar un valor añadido muy importante en un centro tecnológico. Pero su aportación no termina en los desarrollos que realiza o supervisa directamente: a diario, su trabajo consiste en ayudar al resto de compañeros a escoger las técnicas más adecuadas para resolver los problemas que constantemente se les presentan, además de dotar de un cierto formalismo a cada uno de los pasos que se dan, lo cual, a la larga, consigue simplificar mucho los problemas.

Referencias

- [1]  G. Shmueli: To Explain or To Predict? *Statistical Science*, May 24, 2010. [Disponible en <http://ssrn.com/abstract=1351252>].
- [2]  C.E. Borges, Y. Peña, I. Fernández: *Optimal combination of short-term load forecasting models in non-residential buildings*. En *2011 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies, ISGT Asia 2011*, Nov. 13-16, Perth, Australia, 2011, pp. 1-7.
- [3]  Y. Peña, C.E. Borges, I. Fernández: *Short-term load forecasting in non-residential buildings*. En *Proceedings of the 10th IEEE Region 8 Conference (AFRICON 2011)*, 2011, pp. 1-6.
- [4]  I. Fernández, C.E. Borges, Y. Peña. *Efficient building load forecasting*. En *Proceedings of the 16th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*, IEEE, 2011, pp. 1-8.
- [5]  Y. Peña, C.E. Borges, D. Agote, I. Fernandez. *Short-term load forecasting in air-conditioned non-residential buildings*. En *Proceedings of the 20th IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, IEEE, 2011, pp. 1359-1364.
- [6]  J.R. Koza: *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*. MIT Press, 1992.
- [7]  C.L. Alonso, J.L. Montaña, J. Puente, C.E. Borges: A New Linear Genetic Programming Approach Based on Straight Line Programs: Some Theoretical and Experimental Aspects. *International Journal on Artificial Intelligence Tools* 18, no. 5 (2009), 757-781.

Sobre el autor



Cruz Enrique Borges Hernández es ayudante de investigación en DeustoTech Energy. Su investigación está centrada en modelos de predicción de la demanda de energía y potencia, así como en la introducción de técnicas de modelado automático en el diseño de catalizadores.