

# Ứng dụng AI trong dự báo phụ tải

## 1. Bài toán dự báo phụ tải điện

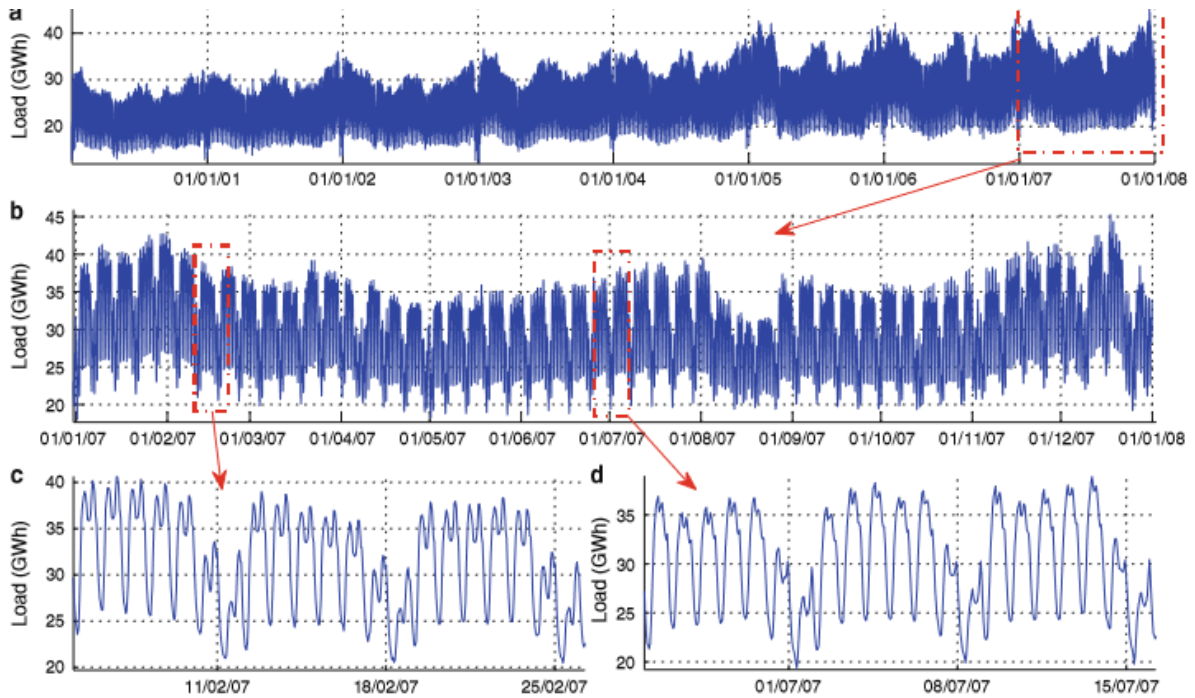
Dự đoán phụ tải điện ngắn hạn (STLF) đã dần trở thành phần trung tâm trong ngành điện. Trong khuôn khổ tập trung truyền thống, các hệ thống điện đã được dự tính, được thiết kế và vận hành toàn bộ, chủ yếu sử dụng dự báo tải ngắn hạn để đảm bảo độ tin cậy của nguồn cung cấp. Vì điện không thể được lưu trữ, sự tạo ra tức thời thì phải phù hợp với nhu cầu được lấy từ hệ thống. Để đảm bảo cân bằng giữa cung và cầu, cũng như an ninh và chất lượng cung cấp điện. STLF là bắt buộc. Những dự báo này cung cấp cơ sở cho sự tạo ra điện, lập kế hoạch bảo trì và chúng cũng có thể được sử dụng để ước tính lưu lượng tải để ngăn chặn hệ thống phải chịu những xáo trộn lớn.

Sau khi sự cạnh tranh thương mại được đưa vào ngành điện, những người tham gia thị trường cần dự báo phụ tải điện chính xác để giảm thiểu rủi ro trong quá trình giao dịch. Trong thực tế việc giảm các lỗi dự báo bằng một phần trăm có thể đã dẫn đến tăng đáng kể lợi nhuận giao dịch. Ví dụ, theo Bunn và Farmer (1985) và Medeiros (2008), chỉ tăng 1% trong lỗi dự báo (năm 1984) đã gây ra sự gia tăng 10 triệu bảng trong chi phí hoạt động mỗi năm cho một tiện ích điện ở Anh.

### 1.1. Các đặc trưng của chuỗi thời gian phụ tải điện

Trong thực tế, nhiều quốc gia trên thế giới có chung các bộ đặc trưng của chuỗi thời gian phụ tải điện. Về cơ bản, chuỗi thời gian phụ tải hiển thị xu hướng với các tính mùa khác nhau (hàng năm, hàng tuần, hàng ngày), xu hướng ngắn hạn, sự phụ thuộc của sự kiện theo lịch và tác động phi tuyến của các biến khí tượng. Xu hướng tải thường liên quan đến yếu tố kinh tế và nhân khẩu học, trong khi các đặc trưng khác có liên quan đến sự thay đổi khí hậu và hành vi của con người.

Hình 1 cung cấp các khung nhìn khác nhau về phụ tải điện hàng giờ ở Tây Ban Nha. Các đặc trưng này được minh họa rõ hơn trong Hình 2, trong đó tám mẫu hàng ngày có được tự động bằng thuật toán phân cụm k-mean (Kaufman và Rousseeuw 1990).



Hình.1 Nhu cầu điện năng ở Tây Ban Nha: (a) Từ ngày 1 tháng 1 năm 2000 đến ngày 31 tháng 12 năm 2007; (b) Từ ngày 1 tháng 1 năm 2007 đến ngày 31 tháng 12 năm 2007; (c) Ba tuần mùa đông (2007); (d) Ba tuần hè (2007)

#### Short-term Forecasting in Power Systems: A Guided Tour

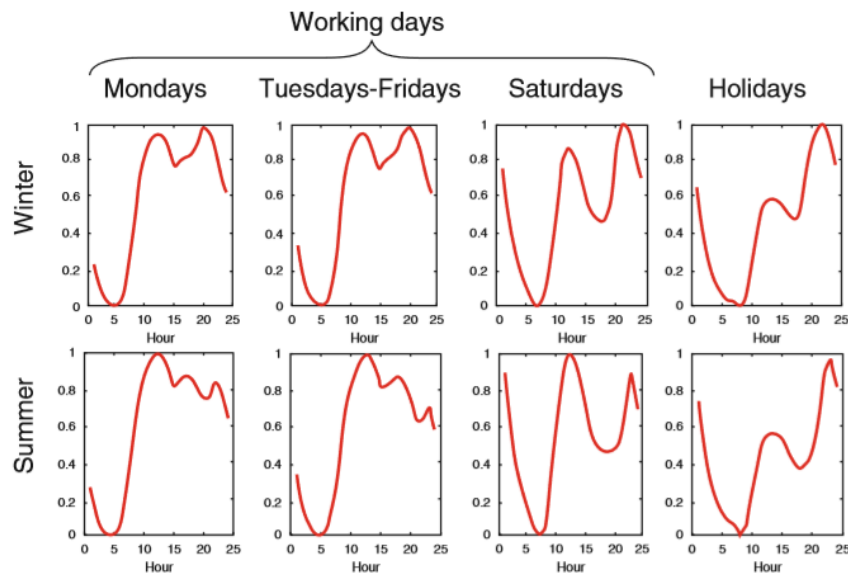


Fig. 2 Normalized intra-day load profiles for the Spanish electricity load

## **1.2 Những đặc trưng của mô hình phụ tải điện.**

### **1.2.1 Xử lý tính khinh và tính mùa**

Một số cách tiếp cận đã được đề xuất trong tài liệu để tính đến xu hướng phụ tải, mặc dù hầu hết các tài liệu trong tài liệu STL<sub>F</sub> đều xem xét lấy sai phân của chuỗi phụ tải để xử lý xu hướng phụ tải. Mặt khác, hầu hết các biến động hàng năm thể hiện bởi phụ tải điện chủ yếu chịu sự chi phối của các điều kiện khí hậu, như nhiệt độ ngoài trời hoặc số giờ ban ngày. Mặc dù các biến động có hệ thống này tồn tại trong chuỗi phụ tải, trong STL<sub>F</sub>, thời gian đưa ra dự báo về cơ bản ngắn hơn chiều dài của chu kỳ hàng năm; do đó, có thể phỏng đoán rằng các phương pháp không cố gắng mô hình hóa tính mùa theo năm có thể là đủ. Vì lý do đó, hầu hết các mô hình được đề xuất cho STL<sub>F</sub> đều bỏ qua chu kỳ hàng năm hiện có, tập trung vào các chu kỳ trong tuần và trong ngày (Ví dụ : Weron (2006) and Taylor (2008)) .

Ngoài ra, một số tác giả gần đây đã đề xuất mô hình hóa rõ ràng về xu hướng và tính thời vụ hàng năm. Ví dụ, trong Soares and Medeiros (2008), xu hướng tải được mô hình hóa như là một hàm xác định của tổng sản phẩm quốc nội, trong khi ở Dordonnat et al. (2008) xu hướng tuyến tính cục bộ được ước tính cho mỗi giờ trong ngày. Liên quan đến chu kỳ hàng năm, trong Dordonnat et al. (2008) và Soares and Medeiros (2008), nó được mô hình hóa như là tổ hợp của các hàm sin và cosin, như trong phân tích chuỗi Fourier.

### **1.2.2 Xử lý các mẫu trong-tuần và trong-ngày**

Khi lập mô hình phụ tải điện trong một giờ ( hoặc nửa giờ), hệ thống hình dạng của đường cong phụ tải điện cho mỗi ngày cùng với chu kỳ hiện tại theo mùa trong tuần là hai đặc điểm liên quan cần được mô hình hóa phù hợp. Lưu ý rằng hình dạng trong ngày ở đây thay đổi mềm mại giữa các mùa và giữa các ngày trong tuần và cuối tuần (Hình 2)

Trong STL<sub>F</sub> tồn tại hai cách tiếp cận chính để xử lý các cấu hình trong-ngày: sử dụng mô hình phương trình đơn cho tất cả các giờ hoặc sử dụng mô hình đa phương trình với các phương trình khác nhau cho các giờ khác nhau trong ngày. Cách tiếp cận đầu tiên cho phép áp dụng các mô hình có khả năng mô hình hóa động lực học của cả mô hình trong tuần và trong ngày, như mô hình ARIMA theo mùa kép hoặc phương pháp làm mịn theo cấp số nhân cho tính thời vụ kép (xem, ví

dụ Taylor (2008)). Một cách tiếp cận mở rộng khác để nắm bắt mô hình trong ngày bao gồm việc coi mỗi giờ là một chuỗi thời gian riêng biệt. Trong phiên bản đơn giản nhất, phương pháp này sử dụng 24 mô hình độc lập được chỉ định theo thang thời gian hàng ngày. Các phiên bản phức tạp hơn bao gồm các mô hình vector trong đó các phương trình cho các giờ khác nhau được liên kết. Chiến lược này đã được thông qua bởi các bài báo, bao gồm cả Ramanathan et al. (1997), Cottet and Smith (2003), Dordonnat et al. (2008) hoặc Soares and Medeiros (2008). Lưu ý rằng theo Cancelo et al. (2008), mặc dù có một số tranh cãi về cách tiếp cận tốt nhất, hầu hết các tác giả thích mô hình hóa mỗi giờ như một loạt khác nhau.

### **1.2.3 Xử lý các biến thời tiết**

Các điều kiện khí tượng có một ảnh hưởng đáng kể đến phụ tải điện. Các nhân tố suy ra từ thời tiết như nhiệt độ, bức xạ mặt trời, độ ẩm, tốc độ gió, tình trạng mây mù, hay lượng mưa đã từng sử dụng như là các biến ngoại sinh để cải tiến dự báo phụ tải điện. Tuy nhiên, theo Weron (2006), khảo sát dự đoán phụ tải (Hippert et al. 2001a) đã chứng tỏ rằng hầu hết công bố nghiên cứu quan tâm đến sử dụng nhiệt độ (19 trên 22), nhưng chỉ có 6 trong đó sử dụng thêm vào các tham số thời tiết. Thống kê nhiều bài gần đây xác nhận rằng đa số tác giả giả sử rằng nhiệt độ là biến thời tiết chính, bỏ qua các ảnh hưởng thêm vào trên đường phụ tải của những biến thời tiết khác. Chú ý rằng đôi khi lý do cho sự đơn hóa này là không có sẵn các dữ liệu tin cậy. Ví dụ, trong Soares and Medeiros (2008), không có dữ liệu thời tiết kể cả như các biến ngoại sinh bởi vì tồn tại sự thiếu hụt trong các quan sát nhiệt độ.

Tập trung vào mối quan hệ giữa phụ tải điện và nhiệt độ không khí ngoài trời, đa số tác giả đã báo cáo cùng các mẫu tương quan ( Engle et al. 1986; Sailor and Muñoz 1997; Valor et al. 2001; Pardo et al. 2002; Moral-Carcedo and Vic' ens-Otero 2005; Cancelo et al. 2008). Mặc dù mối liên hệ dựa trên các đặc trưng khí hậu của vùng địa lý để chọn dữ liệu phụ tải xem xét, Những nghiên cứu chủ yếu chỉ ra rằng nó thì rất phức tạp bởi vì nhiều lý do. Cơ bản là, phụ tải điện tăng lên dù là tăng hay giảm nhiệt độ, câu trả lời là sự bất đối xứng và rõ ràng là phi tuyến tại vì sử dụng các thiết bị phát nhiệt trong mùa đông và điều hòa nhiệt độ trong mùa hè. Cũng có sự tồn tại khác biệt giữa ngày làm việc và ngày nghỉ lễ, những cái thay đổi theo thời gian của năm (Cancelo et al. 2008). Hơn nữa, có một ảnh hưởng động nguyên do là quán tính vật lý của các cao ốc, cũng như các ảnh hưởng bão hòa bởi dung lượng hạn chế của các thiết bị phát nhiệt và làm lạnh.

Phương pháp tiếp cận thông thường đến STLF sử dụng kịch bản dự báo thời tiết như là một đầu vào. Nếu nhiều kịch bản cho giá trị trong tương lai của biến thời tiết (ví dụ : nhiệt độ không khí ngoài trời ) là có sẵn, thì nó sẽ có khả năng để sử dụng được gọi là tiếp cận toàn bộ (Taylor và Buizza 2003), Ở đó có nhiều dự báo phụ tải đã tính toán từ nhiệt độ khác nhau, tốc độ gió và mây bao phủ chuỗi sự kiện xảy ra trong tương lai, và kết hợp để đưa ra dự đoán không chỉ một điểm phụ tải đơn mà còn dự đoán trong một khoảng phụ tải.

#### **1.2.4 Xử lý các lịch sự kiện**

Các khuôn mẫu hoạt động (activity partern) thuộc từng lĩnh vực công nghiệp, thương mại hay khu vực cư trú khác nhau từ các ngày nghỉ đến ngày làm việc, tạo nên sự thay đổi có hệ thống trong phụ tải điện.

Trong thực tế, mặc dù sự tiêu thụ bất thường trong các ngày đặc biệt thường được dự tính bằng việc lấy trung bình của các phương pháp đánh giá, nhưng cũng có các phương pháp ước lượng tốt hơn. Phương pháp phổ biến nhất bao gồm việc xây dựng các mô hình khác nhau cho các ngày thông thường và đặc biệt trong tuần (Ramanathan et al. 1997). Mặt hạn chế chính của phương pháp này là việc xử lý những ngày lễ, như những ngày cuối tuần dài hay ngày đầu tháng Giêng.

Trong phương pháp mô hình đơn, việc xử lý những ngày lễ như Lễ Phục Sinh, Lễ Giáng Sinh, hay ngày nghỉ công khai thường thực hiện bởi các trung bình của những biến phụ. Nói chung, số lượng các biến phụ có thể rất lớn. Ví dụ, trong Moral-Carcedo and Vicens-Otero (2005) hàng trăm biến phụ đã được sử dụng để xử lý các ảnh hưởng của lịch biểu.

### **1.3 Mô hình dự báo phụ tải điện:**

Một loạt các phương pháp và mô hình đã được áp dụng cho bài toán dự báo phụ tải ngắn hạn (short-term load forecasting - STLF) trong các thập kỷ qua. Các phương pháp có thể được phân loại thành hai loại chính: (1) phương pháp thống kê chuỗi thời gian và (2) phương pháp dựa trên trí tuệ nhân tạo. Phương pháp chuỗi thời gian thống kê bao gồm các mô hình đơn biến và đa biến. Phương pháp trí tuệ nhân

tạo bao gồm hệ chuyên gia, mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Network - ANN), logic mờ và máy vector hỗ trợ (Support Vector Machine - SVM).

### **1.3.1 Mô hình dựa trên phân tích thống kê chuỗi thời gian**

Các mô hình chuỗi thời gian thống kê, được tiên phong bởi hai phương pháp Box-Jenkins (1976) và Holt-Winters (1960), đã có mặt từ buổi bình minh của dự báo tải điện. Phương pháp thống kê có thể được phân loại thành đơn biến và đa biến. Các phương pháp đơn biến như ARIMA và các mô hình làm mịn theo cấp số nhân, thường được áp dụng trong tài liệu làm mô hình tham chiếu. Phương pháp đa biến sử dụng các biến giải thích, thường được biểu thị dưới dạng ARIMAX và các mô hình hàm chuyển tuyến tính với các phép biến đổi phi tuyến tính của các biến đầu vào. Các mô hình phổ biến nhất trong dự báo phụ tải:

- Mô hình ARIMA theo mùa (Seasonal ARIMA Models - SARIMA)
- Mô hình làm trơn theo cấp số mũ cho tính mùa kép (Exponential Smoothing for Double Seasonality)
- Mô hình hàm chuyển tuyến tính (Linear Transfer Functions - LTF)

### **1.3.2 Mô hình dựa trên trí tuệ nhân tạo (AI)**

Phương pháp hệ chuyên gia đã được áp dụng lần đầu tiên vào năm 1988 (Rahman và Bhatmagar, 1988) và được cải thiện trong những năm 1990 bằng cách mô hình hóa theo lịch biểu và mối quan hệ phi tuyến tính của phụ tải và nhiệt độ (chẳng hạn trong công trình của Rahman và Hazim, 1993). Những mô hình dựa trên tri thức chuyên gia này được gọi là các phương pháp dựa trên luật (rule – based), trong đó các luật được trích rút từ các ý kiến chuyên gia chứ không trực tiếp từ dữ liệu.

Trong những năm 1990, đã có nhiều nghiên cứu ứng dụng mô hình ANN vào bài toán dự báo phụ tải (chẳng hạn, xem Hippert và cộng sự, 2001). Hầu hết các phương pháp trong giai đoạn đó đã sử dụng mạng nơ-ron truyền thẳng (feed-

forward multilayer perceptrons<sup>1</sup> - MLP), tương ứng với mô hình hồi quy đa biến phi tuyến (chẳng hạn, Khotanzad và cộng sự, 1997). Đặc điểm chính của mô hình này là thuộc lớp mô hình hộp đen tức là cấu trúc bên trong thu được tự động từ dữ liệu trong quá trình học. Nó có ưu điểm là khả năng ứng dụng phổ quát, nhưng gặp rủi ro về vấn đề quá khớp (over-fitting) (xem Hippert và cộng sự, 2005). Các mạng hồi quy (recurrent networks) cũng đã được ứng dụng vào bài toán phân tích chuỗi thời gian phụ tải điện (ví dụ: Choueiki và cộng sự (1997), Vermaak và Botha (1998)).

Việc áp dụng các mạng thần kinh vào STLF đã được trộn lẫn với các kỹ thuật điện toán mềm khác như logic mờ và tính toán tiến hóa vào đầu thế kỉ XXI (Kodogianni và Anagnostakis (2002); Ling và cộng sự (2003); Senjyu và cộng sự (2005)). Những phương pháp này được giới thiệu như một nỗ lực để cải thiện khả năng học và khả năng giải thích của các mạng lưới thần kinh. SVM, xuất phát từ thống kê học lý thuyết được phát triển bởi Vapnik (1995), cũng mang lại kết quả đầy hứa hẹn (Mohandes 2002; Pai và Hồng 2005).

### 1.3.3 Sai số cho dự báo phụ tải điện

Một loạt tiêu chí đo độ chính xác có thể được sử dụng để đánh giá hiệu quả của các phương pháp dự báo (ví dụ: DeGooijer và Hyndman (2005) hầu hết các tiêu chí phổ biến). Phổ biến nhất là phần trăm sai số tuyệt đối trung bình (MAPE), cũng như sai số bình phương trung bình (RMSE). Trong khoảng [1, ]:

$$(14)$$

$$(15)$$

Trong đó:  $y_t$  và  $\hat{y}_t$  là phụ tải thực tế và phụ tải dự đoán cho thời gian  $t$ .

---

<sup>1</sup> Perceptrons: là một thuật toán của Machine Learning.

MAPE cho biết tỷ lệ giữa sai số tuyệt đối dự báo và phụ tải thực tế. Tuy nhiên, MAPE có vấn đề khi các giá trị gần bằng (hoặc bằng) không, được lưu ý bởi các tác giả khác nhau (ví dụ: Makridakis et al. (1998), tr. 45).