

The time series forecasting powerflow Using Wavelet Toolbox on Matlab

Le Minh Phuong

Faculty of Electrical & Electronic Engineering
University of Technology Ho Chi Minh city Vietnam
leminh@dee.hcmut.edu.vn

Thai Nguyen

Faculty of Electrical & Electronic Engineering
University of Technology Ho Chi Minh city Vietnam
tnngugat@yahoo.com

Abstract—The history of wavelets is not very old, at most 15 to 25 years. Wavelet transforms, in their different guises, have come to be accepted as a set of tools useful for various applications. Recently, wavelets were determined to be the best way to compress a huge library of fingerprints. Wavelet analysis is capable of revealing aspects of data that other signal analysis techniques miss, aspects like trends, breakdown points, discontinuities in higher derivatives, and self-similarity. Wavelet transform is capable of providing the time and frequency information simultaneously, hence giving a time-frequency representation of the signal. For wavelets, the period of growth and intuition is becoming a time of consolidation and implementation. In this paper, an application to forecast power flow using the MATLAB Wavelet Toolbox is presented. Trends and period of power flows in forms of one dimensional arrays are revealed by Wavelet analysis technique. And the power flows in anticipation of the future are made by combining trend, period and previous values.(Abstract)

Keywords- Wavelets, powerflow,forecasting.

I. INTRODUCTION (HEADING 1)

Hiện nay, kỹ thuật xử lý dữ liệu sử dụng Wavelets ngày càng được ứng dụng rộng rãi. Có rất nhiều những ứng dụng dùng Wavelets để phân tích tín hiệu, nén dữ liệu, triệt nhiễu hình ảnh, và dự báo phụ tải...vì tính ưu việt trong phương pháp phân tích tín hiệu theo thời gian-tần số.

A. MATLAB Wavelet Toolbox

Từ nhiều năm nay, Matlab đã được xem là một phần mềm chuyên dùng trong tính toán, mô phỏng dành cho toán học và tính toán kỹ thuật. Wavelets Toolbox là tập hợp các hàm dựng sẵn trong Matlab, được viết và giám sát bởi các giáo sư ,các nhà toán học uy tín, kinh nghiệm như: Michel Misiti (Ecole Centrale de Lyon), Georges Oppenheim(University of Marne-La-Vallée), Yves Meyer (Professor at Ecole Normale Supérieure de Cachan and Institut de France), Ingrid C. Daubechies(Professor at Princeton University)... Nó được dùng cho mục đích phân tích và tổng hợp tín hiệu và hình ảnh. Trong Toolbox này, Wavelets và Wavelet Packets được sử dụng ở cả các ứng dụng 1D và 2D.

B. Dự báo phụ tải (forecasting power flow)

Dự báo phụ tải là công việc quan trọng và cần thiết trong quản lý và xây dựng hệ thống điện. Nó cho phép người ta lường trước được một số sự cố có thể xảy ra, tính toán bảo vệ hay trong việc lập kế hoạch nâng cấp, xây dựng hệ thống điện...

Việc dự báo luôn luôn sử dụng các số liệu đã có nhằm tìm ra chu kỳ biến đổi, xu hướng tăng-giảm và dự đoán xu hướng thay đổi cũng như trị số của phụ tải trong tương lai.

Trong bài viết này, tác giả muốn đề xuất một phương pháp phân tích dữ liệu mới, sử dụng Wavelets nhằm mục đích dự báo giá trị và xu hướng của phụ tải trong hệ thống điện.

II. SIMULATION

A. Sử dụng Wavelets (Wavelets in use)

1) Phân tích tín hiệu (decompose signal)

“Wavelet” nghĩa là một sóng nhỏ. Sóng nhỏ này phải có ít nhất một dao động nhỏ và tiến dần đến zero ở cả chiều dương và chiều âm, đây là điều kiện cần thiết cho việc biến đổi wavelet. Dưới đây là ví dụ về một wavelet tên là Coiflets

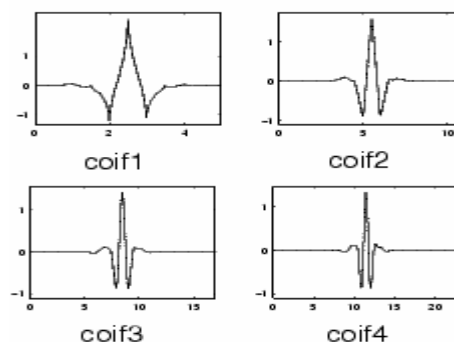


Figure 1. Wavelet Coiflets

Quá trình dịch (shifted) hay co giãn (scaled or compressed) wavelet ban đầu sẽ tạo thành các “wavelet

con". Khác với các phép phân tích cổ điển như Fourier hay STFT (Short-Time Fourier Transform), phân tích Wavelet sử dụng kỹ thuật phân vùng với các miền có thể thay đổi kích cỡ được. Phân tích cho phép dùng khoảng thời gian dài khi cần thông tin về tín hiệu ở tần số thấp và các vùng ngắn hơn khi cần thông tin về tín hiệu ở vùng tần số cao hơn.



Figure 2. Biến đổi Wavelet

Có sự khác biệt lớn giữa phân tích Wavelet và các phương pháp phân tích cổ điển:

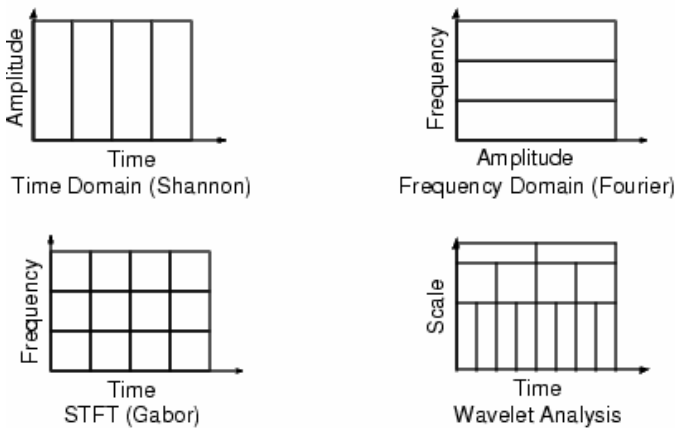


Figure 3. Một số phương pháp phân tích tín hiệu

Wavelets phân tích tín hiệu rời rạc theo dạng sau:

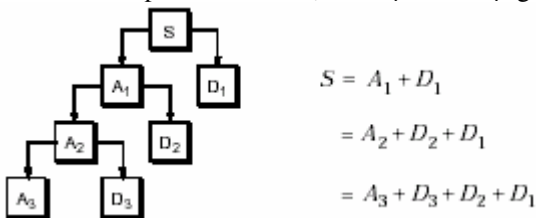


Figure 4. Sơ đồ phân tích tín hiệu dạng cây (tree)

Ở mỗi cấp lớn hơn thì hệ số A_n lại được phân tích thành hai thành phần:

$$A_n = A_{n+1} + D_{n+1}$$

Nói một cách giản đơn, hai hệ số A (Approximations) và D (Details) chính là hai thành phần tần số cao và tần số thấp của tín hiệu S được phân tích:

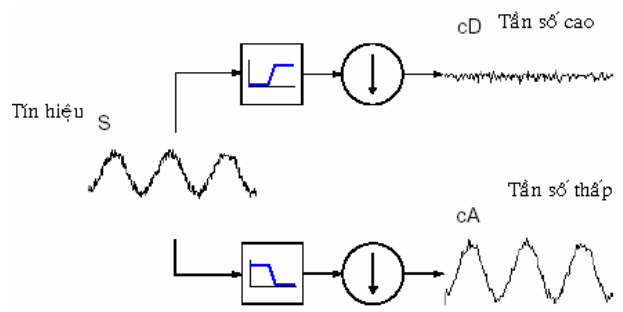


Figure 5. Sơ đồ phân tích tín hiệu

Do đó, Wavelets cho phép xử lý tín hiệu ở nhiều tần số khác nhau tùy vào cấp phân tích.

Điều này có ý nghĩa thật sự quan trọng trong phân tích dữ liệu điện năng. Khi xem xét dữ liệu trong biểu đồ, dễ dàng nhận thấy phần lớn chúng tăng giảm theo một chu kỳ chung nào đó. Phép phân tích wavelets cho phép ta tìm được những tần số mà ở đó các tín hiệu biến đổi giống nhau hay khác nhau. Nói cách khác, Wavelets cho phép tìm ra chu kỳ biến đổi chung của dữ liệu điện năng ở những ngày khác nhau. Điều này là cơ sở cho việc tìm ra xu hướng biến đổi và dự báo giá trị điện năng.

Ngoài chức năng phân tích tín hiệu, Wavelets còn cho phép tổng hợp lại tín hiệu từ các hệ số A và D tương ứng.

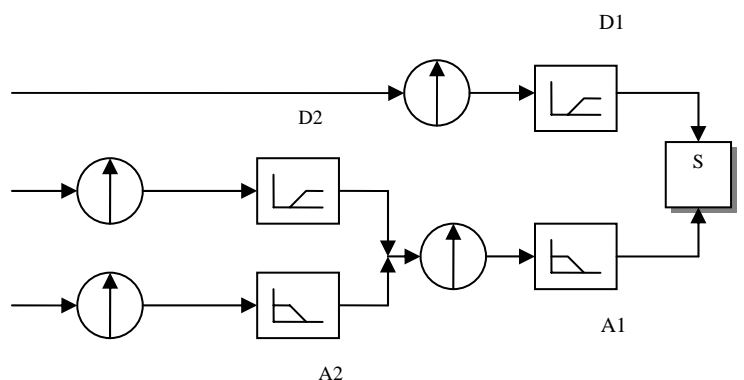


Figure 6. Sơ đồ cấu trúc lại tín hiệu

Nhờ chức năng này, ta có thể xem xét ảnh hưởng của từng thành phần A hay D lên tín hiệu tổng hợp, tức là thấy rõ được vai trò của từng thành phần phân tích A, D trong tín hiệu S. Từ đó có thể đưa ra quyết định chính xác khi xử lý từng thành phần (A hay D) của tín hiệu (S).

Một vấn đề đáng quan tâm khác, đó là việc chọn Wavelet (mẹ) trong phân tích tín hiệu. Điều này phụ thuộc vào các yếu tố như:

- Dạng và độ dài tín hiệu.
- Yêu cầu phân tích tín hiệu.
- Tính đối xứng và trực giao của Wavelet.

- Độ tương thích của Wavelet. Ví dụ: khi phân tích rời rạc thì không thể dùng Wavelet Morlet vì tính tương thích...

2) Khử nhiễu tín hiệu (denoise signal)

Vì dữ liệu sử dụng là số liệu thực tế nên luôn có một số sự tăng giảm bất thường không tuân theo chu kỳ biến đổi chung, tạm gọi là các “sự cố nhỏ”. Trong quá trình tìm chu kỳ biến đổi chung, các thay đổi không mong muốn này cần được loại trừ bởi chúng sẽ tạo ra sai lệch khi xem xét xu hướng hay dự đoán giá trị phụ tải trong tương lai.

Ở phần phân tích tín hiệu, từ tín hiệu ban đầu S đã tìm được thành phần A và D tương ứng. Để loại bỏ các “sự cố nhỏ”, ta chỉ cần tạo ra một “ngưỡng” thích hợp đối với các thành phần này và thực hiện “xén” bớt các phần đã được tính toán. Sau đó tổng hợp lại tín hiệu từ các thành phần A và D đã “xén” bớt này để có được tín hiệu mong muốn.

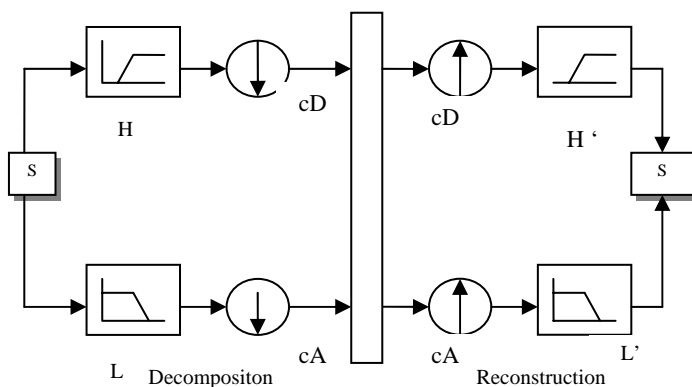


Figure 7. Sơ đồ phân tích và cấu trúc lại tín hiệu

Quá trình này có thể được thực hiện bằng tay hoặc sử dụng những phương pháp lựa chọn ngưỡng có sẵn.

3) Dự báo (forecasting)

Dữ liệu đầu vào sẽ được xử lý theo 2 hướng, tức là xét theo giờ của mỗi ngày được chọn (ngày được chọn gồm các ngày cùng thứ với ngày cần dự báo, ví dụ, các thứ hai hoặc các chủ nhật...). Sau đó xét theo những ngày liên tiếp trên ở mỗi giờ riêng biệt.

B. Cấu trúc dữ liệu (database)

Dữ liệu được sử dụng ở đây có dạng ma trận $m \times 24$ tức là giá trị phụ tải được ghi lại vào từng giờ của mỗi ngày thứ m . Khi xem xét các số liệu này dưới dạng biểu đồ, dễ dàng nhận ra được tính biến đổi theo chu kỳ của giá trị điện năng:

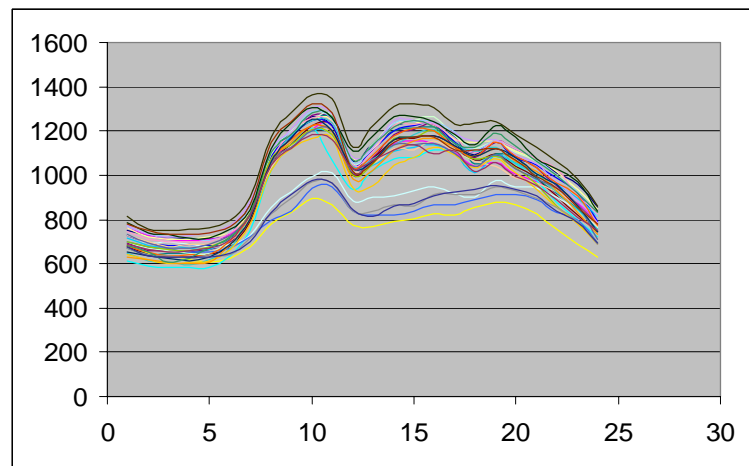


Figure 8. Biểu đồ dữ liệu của một tháng vẽ theo giờ

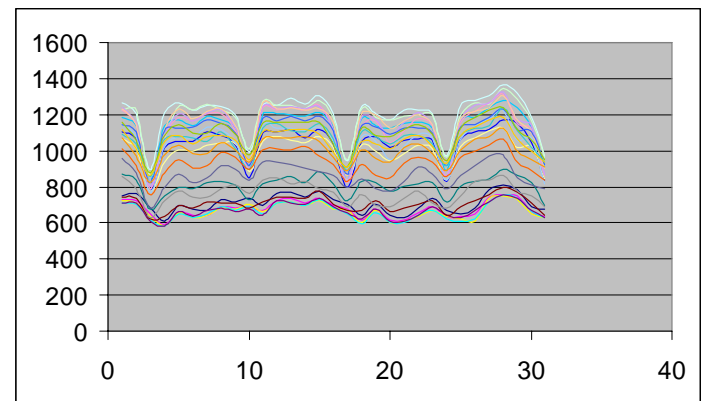


Figure 9. Biểu đồ dữ liệu của một tháng vẽ theo ngày.

Xem xét sự biến đổi trong nhiều ngày liên tiếp sẽ nhận thấy sự biến thiên có tính chu kỳ của phụ tải vào những giờ cố định trong ngày và trong những ngày cùng thứ với nhau. Ví dụ: điện năng tiêu thụ đều giảm ở các ngày chủ nhật và tăng ở các ngày thứ hai, trong cùng một ngày có những giờ điện năng tiêu thụ thay đổi nhiều-giờ sinh hoạt hay sản xuất... và có những giờ điện năng ít thay đổi-giờ nghỉ hay, ban đêm....

Dựa vào yếu tố này, phân tích Wavelets sẽ tìm ra dạng “đồ thị mẫu”, tức là tìm ra sự biến thiên chung nhất của phụ tải dựa vào những số liệu đã có.

Ta hãy xem xét phân tích tín hiệu của một ngày dưới đây:

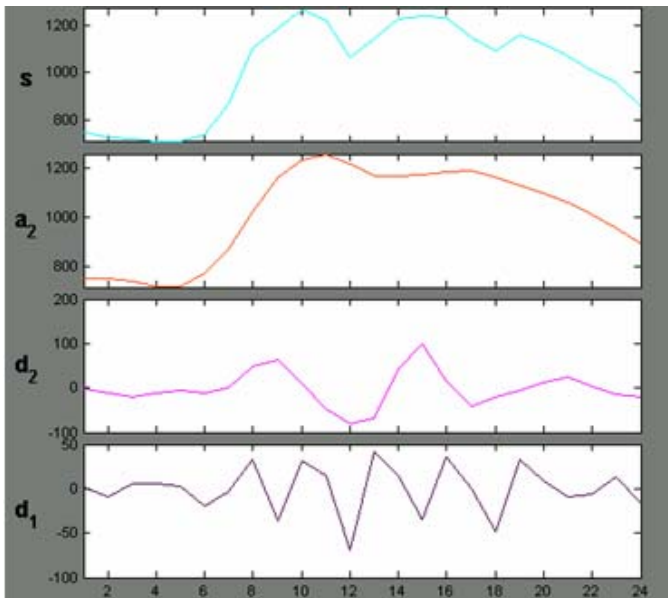


Figure 10. Phân tích cấp 2 đối với ngày 1 của dữ liệu phụ tải.

TABLE I. SỐ LIỆU PHÂN TÍCH

S	A2	D2	D1
752	1540.6	-18.544	1.1116
728.9	1488.5	65.919	9.6489
724.8	1425.6	-34.609	-1.5969
709.7	1657.7	-9.7522	9.1186
711.5	1461.3	-52.51	-56.1337
740	1487	173.81	2.345
867.5	1407.6	-43.334	81.0428
1102.1	2235.8	-12.585	-50.0570
1186.6	2376.2	36.171	-16.1223
1267.7	2360.1	-24.019	60.5483
1222.7	2153.8	12.398	-20.5355
1065.4	1706	-125.59	19.2218
1142.2			9.7689
1223.6			-27.0649
1235.2			1.6060
1233.5			-44.6908
1146.2			
1093.4			
1156.6			
1118.2			
1071.6			
1009.1			
956.3			
855.5			

Qua các hình vẽ trên, có thể nhận ra sự sai khác giữa các tín hiệu điện năng xảy ra ở thành phần tần số cao, tức là

ở các hệ số D của tín hiệu. Điều này là cơ sở trong việc xác định thành phần biến đổi khác nhau của các tín hiệu điện năng.

Trong tính toán với Matlab, hàm *wavedec* được sử dụng- đây là hàm phân tích Wavelets 1-D dùng cho các dữ liệu dạng mảng một chiều.

$$[c,l]=wavedec(m,lev,wname)$$

Trong đó:

- m: dữ liệu cần phân tích
- lev: cấp phân tích
- wname: wavelet sử dụng trong phân tích
- c: mảng một chiều các hệ số A và D tìm được
- l: độ dài các hệ số A và D trong mảng c

Việc chọn cấp phân tích (lev) và wavelet sử dụng (wname) phải dựa vào dạng tín hiệu (m) cần thiết và mức tương thích của wavelet sử dụng cùng với yêu cầu phân tích. Trong thử nghiệm với dữ liệu này, các thông số chọn là wname='db5' và lev=5.

Hàm *wthrmngr* được sử dụng để chọn ngưỡng:

$$thr = wthrmngr('dw1ddenoL VL',method,c,l,scal)$$

Trong đó:

- thr: ngưỡng thu được
- c,l: thu được từ tín hiệu phân tích trên
- method: tùy chọn cách thức chọn ngưỡng. Ví dụ: 'rigsure', 'minimaxi', ...
- scal: tùy chọn chọn ngưỡng theo cấp độ. Chọn 'one', 'sln' hay 'mnl'.

Hàm *wdencmp* dùng khử nhiễu cho tín hiệu dựa vào ngưỡng trên:

$$xd=wdencmp('lvd',c,l,wname,lev,thr,sorh)$$

trong đó:

- sorh: chọn ngưỡng "mềm" (soft)-'s' hay "cứng" (hard)-'h'.
- xd: tín hiệu đã khử nhiễu

Các thông số chọn: method='rigsure', scal='one', sorh='s'.

Thực hiện đối với 1 ngày trong dữ liệu trên:

TABLE II. KHỬ NHIỄU TÍN HIỆU

Giờ	Tín hiệu	Đã khử nhiễu	Giờ	Tín hiệu	Đã khử nhiễu
1	752	742.6844	13	1142.2	1139.3554
2	728.9	736.3323	14	1223.6	1222.2101
3	724.8	724.1245	15	1235.2	1251.4275
4	709.7	711.6509	16	1233.5	1213.3220
5	711.5	719.1776	17	1146.2	1154.8601

6	740	766.9463	18	1093.4	1117.9625
7	867.5	876.0045	19	1156.6	1151.6187
8	1102.1	1075.1511	20	1118.2	1092.2509
9	1186.6	1168.8888	21	1071.6	1065.3080
10	1267.7	1240.6123	22	1009.1	1014.5954
11	1222.7	1210.1772	23	956.3	955.4869
12	1065.4	1084.3378	24	855.5	890.4384

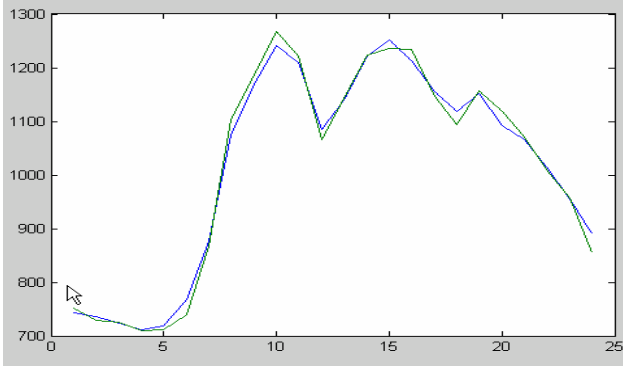


Figure 11. Tín hiệu ban đầu và tín hiệu đã khử nhiễu

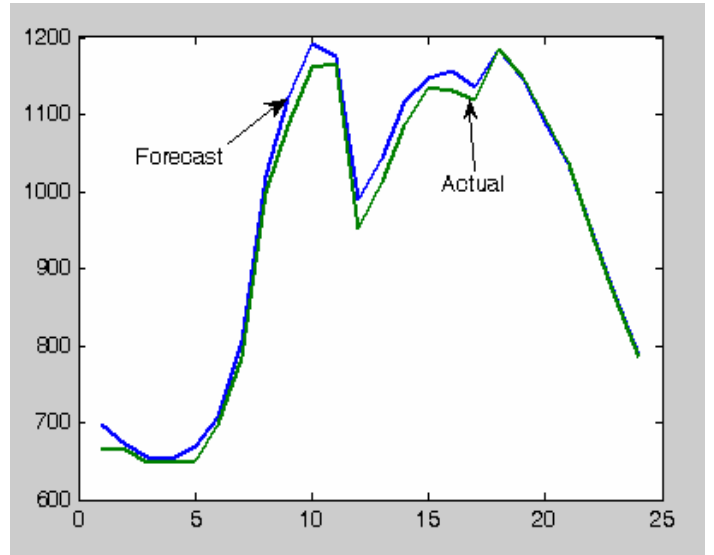


Figure 12. Tín hiệu dự báo và tín hiệu thực tế

Lúc này, chức năng Signal Extension được sử dụng để tìm giá trị dự báo.

Hàm *wextend* được sử dụng:

$$y = wextend(type, mode, x, l, loc)$$

trong đó:

- type: chọn '1' cho tín hiệu 1-D
- mode: chọn kiểu mở rộng tín hiệu
- loc: chọn chiều mở rộng tín hiệu
- l: số phần tử cần tìm

Thông số chọn: mode=ext, l=1 và loc='r'.

III. RESULT

Khi thử nghiệm với dữ liệu là phụ tải 5 tháng cuối năm 2003, thu được kết quả sau (có file excel đính kèm). Với sai số trung bình của các ngày so với thực tế xét theo từng giờ nhỏ nhất là 1.615% và lớn nhất là 5.7716%.

Xét ngày thứ 2:

Dữ liệu các ngày sử dụng là (22 ngày thứ 2 liên tiếp):

Dữ liệu ngày cuối được dùng để làm chuẩn so sánh, sau khi phân tích 21 ngày đầu, thu được kết quả dự báo cho ngày thứ 22:

TABLE III. BẢNG :KẾT QUẢ DỰ BÁO

Giờ	Dự báo	Thực tế	Sai số
1	698.21	665.7	4.883
2	671.51	663.8	1.1614
3	654.76	649.4	0.8253
4	652.04	647.8	0.6545
5	669.01	650.3	2.8771
6	707.23	697.5	1.3944
7	804.94	785	2.5396
8	1019.1	998.4	2.0758
9	1122.2	1086.8	3.258
10	1190.6	1161	2.5523
11	1174.7	1166	0.7440
12	988.43	951.1	3.9253
13	1043.7	1013.6	2.9676
14	1116.8	1086	2.8363
15	1146	1134.4	1.0223
16	1155.6	1130.2	2.2473
17	1135.2	1118	1.5348
18	1185.3	1185.6	-0.0287
19	1146.5	1149.5	-0.2619
20	1087.9	1095.5	-0.691
21	1034.2	1036.9	-0.263
22	944.77	942	0.2936
23	864.8	861.4	0.3951
24	787.18	785.6	0.200717
Trung bình sai số			1.615

IV. CONCLUSION

Trong quá trình sử dụng phần mềm, chọn thông số cũng như sử dụng các phép phân tích đều là những thử nghiệm. Kết quả thu được khá chính xác và có thể chấp nhận được. Cuối cùng, điều mà tác giả muốn nêu ra ở đây là khả năng và tính ưu việt của Wavelets trong tính toán, xử lý tín hiệu. Nó hứa hẹn mang lại nhiều điều mới mẻ, giúp chúng ta tận dụng tốt hơn khả năng tính toán của những bộ vi xử lý nói riêng và mở ra một hướng nghiên cứu mới trong xử lý số tín hiệu nói chung.

REFERENCES

- [1] Michel Misiti Yves Misiti Georges Oppenheim Jean-Michel Poggi. "Wavelet Toolbox User's guide". 2002
- [2] W. Sweldens and P. Schroder. "Building your own wavelets at home". ACM SIGGRAPH Course Notes, pp. 15-87, 1996.
- [3] D. Mackenzie. Wavelets: "Seeing the forests and the trees". *National Academy of Sciences*, 2001.
- [4] A. L. Graps. "An introduction to wavelets". *IEEE Computing in Science and Engineering*, 2(2): 50-61, 1995.
- [5] Gaviphat Lekutai, "Adaptive Self-Tuning Neuro Wavelet Network Controller", PhD Thesis, 1997
- [6] <http://www.fyma.ucl.ac.be>
- [7] <http://taco.poly.edu>
- [8] <http://www.benkoltd.com>