

ỨNG DỤNG MẠNG NƠON ĐÁNH GIÁ NHANH CHẾ ĐỘ ỔN ĐỊNH HỆ THỐNG ĐIỆN

Quyên Huy Ánh⁽¹⁾, Nguyễn Ngọc Phúc Diễm⁽²⁾

(1) Đại học Sư Phạm Kỹ Thuật thành phố Hồ Chí Minh

(2) Trường Đại Học Bách Khoa, ĐHQG-HCM

(Bài nhận ngày 29 tháng 8 năm 2005, hoàn chỉnh sửa chữa ngày 12 tháng 12 năm 2005)

TÓM TẮT: Đánh giá chế độ ổn định động hệ thống điện trong thời gian thực là bài toán khó khăn. Bài báo này đề xuất một cấu trúc mạng nơon song song (PNN) để nâng cao độ chính xác khi đánh giá nhanh chế độ ổn định động cho một hệ thống điện thực nhờ sử dụng tiêu chuẩn hàm năng lượng trong các khâu trước khi huấn luyện và khi thực hiện suy luận. Các ứng dụng của phương pháp này và các thuận lợi cũng như bất lợi cũng sẽ được đề cập trong bài báo này.

1. GIỚI THIỆU

Mạng nơon cho phép đánh giá nhanh chế độ ổn định động hệ thống điện mà không cần phải giải hệ phương trình vi phân, do đó nó đặc biệt hiệu quả khi phải chẩn đoán trong các điều kiện bất định, thiếu thông tin và hạn chế khắc khe về thời gian giải [1]. “*Ứng dụng mạng nơon đánh giá nhanh chế độ ổn định hệ thống điện*” giới thiệu thủ tục xây dựng mạng nơon và lựa chọn các giải thuật hợp lý. Mạng nơon hoạt động có hiệu quả dựa trên phần lớn những thông tin ban đầu về chế độ và sơ đồ được xử lý trước, mang tính chất rất đặc trưng như: các thông số về các chế độ bình thường, tiền sự cố và sự cố (đây là các mẫu huấn luyện). Sau giai đoạn huấn luyện, mạng nơon sẽ dựa trên cơ sở tri thức học được để có thể suy luận những tình huống mới và cho kết quả gần như chính xác. Bên cạnh đó, nhờ tính đơn giản trong cấu trúc và xử lý dữ liệu song song nên thời gian đáp ứng là tức thời, phù hợp trong việc đánh giá nhanh trạng thái ổn định động ngay trong thời kỳ quá độ. Với hai tập mẫu đầu vào không hoàn toàn tách biệt nhau (các mẫu nằm ở vùng biên giới ổn định), thì việc xây dựng mạng nơon và thuật toán huấn luyện sẽ rất khó khăn [2]. Cấu trúc PNN được đề xuất, đơn giản mối liên kết cho mạng đồng thời nâng cao độ chính xác trong quá trình vận hành mạng nơon để đánh giá chế độ ổn định động cho hệ thống điện nhờ sử dụng tiêu chuẩn hàm năng lượng.

2. MẠNG NƠON CẢI TIẾN

Các mạng nơon và phương pháp nhận dạng mẫu truyền thống đánh giá ổn định quá độ của hệ thống điện thường gặp hai khó khăn: đầu tiên, số lượng mẫu chế độ hệ thống điện thực tế là rất lớn, và làm việc với các mẫu số hóa là rất khó khăn; thứ hai, các mạng nơon này thường nhận dạng chế độ hệ thống điện với độ chính xác không cao.

Do đó, bài báo này đề xuất một mạng nơon cải tiến để tăng độ chính xác trong việc đánh giá ổn định quá độ trong hệ thống điện với cấu trúc, kỹ thuật học và kỹ thuật kiểm tra của mạng nơon được trình bày dưới đây

2.1. Cấu trúc

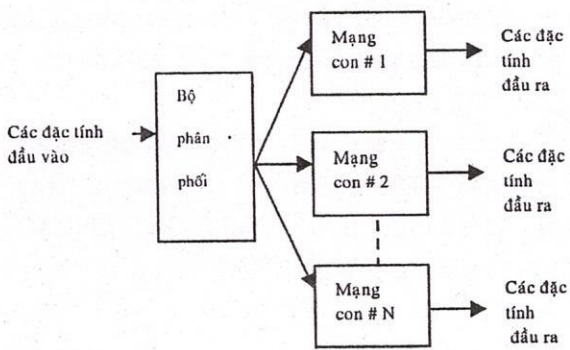
Cấu trúc mới (Hình 1) bao gồm một số mạng nơon con đặt song song và hoạt động cùng nhau, trong đó phần lớp ẩn được chia thành nhiều khối. Mỗi khối có thể chứa bất kỳ

số nơon lớp ẩn khác nhau. Các mạng nơon con song song này được xem xét với cùng đặc tính đầu vào và đầu ra. Và thực chất đây là một mạng liên kết chức năng, có các bộ trọng số riêng và độc lập. Vì lý do này mà mạng nơon được đề xuất được gọi là mạng nơon song song (PNN – Parallel Neural Network) [3].

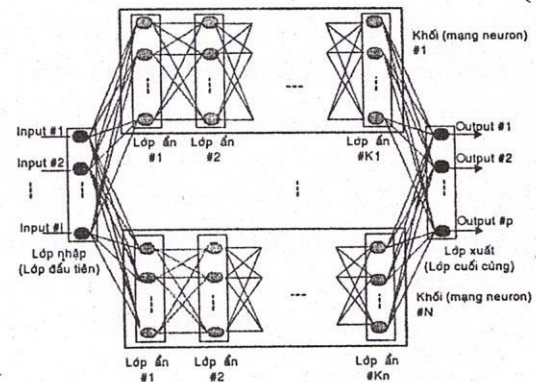
2.2. Kỹ thuật huấn luyện của PNN

Yếu tố đầu tiên của kỹ thuật học là bộ phân phối. Bộ này sắp xếp mẫu và phân chia các nhóm mẫu con theo một tiêu chuẩn đặc biệt. Phương pháp để sắp xếp mẫu phải bao gồm dữ liệu trong giai đoạn huấn luyện và những dữ liệu chưa biết trong giai đoạn kiểm tra với mong muốn sẽ đạt được kết quả đầu ra tốt nhất với sai số ít nhất. Các mẫu sẽ sắp xếp theo tiêu chuẩn năng lượng. Điều này có nghĩa là các mẫu có năng lượng gần nhau sẽ được xếp vào cùng một nhóm và được xếp vào một khối trong cấu trúc PNN nhờ qua bộ phân chia tiến trình học tập của một mạng con được đơn giản hóa và có thể áp dụng cho các mạng dù có tập mẫu lớn. Gọi năng lượng của mẫu A với $X_A = (x_1, x_2, \dots, x_l)$ là hàm năng lượng E_A được định nghĩa như sau [5]:

$$E_A = x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_l^2 \tag{1}$$



Hình 1: Cấu trúc của mạng nơon được đề xuất



Hình 2: Cấu trúc của PNN

Sau bộ phân phối, một thuật toán huấn luyện được triển khai trong kỹ thuật học, nhằm huấn luyện các mẫu đào tạo tốt hơn. Phương pháp huấn luyện trong phần này là qui tắc delta tổng quát (General Delta Rule - GDR). Các điểm quan trọng trong thuật toán được tóm tắt như sau:

2.2.1. Lan truyền tiến

Hàm hoạt động:
$$net_j = \sum_{i=0}^l (W_{ij} \cdot T_i(x)) = U_1 + U_2 + \dots + U_N \tag{2}$$

Ở đây: W_{ij} là trọng số liên kết giữa lớp i và lớp j ; T_i là đầu ra tính toán; net_j là tổng trọng hóa của nơon lớp j .

Hàm đầu ra (hàm Sigmoid):
$$F_j = \frac{1}{1 + e^{-net_j}} \tag{3}$$

2.2.2. Lan truyền ngược

Xác định lỗi:
$$E_j = (T_j - O_j) \cdot O_j \cdot (1 - O_j) \tag{4}$$

Ở đây: Chỉ số j cho biết nơon đầu ra thứ j ; T và O lần lượt là các đầu ra mong muốn và đầu ra tính toán của nơon được chỉ thị tương ứng; E là sai số của nơon được chỉ thị.

Cập nhật trọng số:

$$\Delta W_{ijnew} = \eta \cdot E_j \cdot O_j + \mu \cdot \Delta W_{ijold} \quad (5)$$

$$W_{ijnew} = W_{ijold} + \Delta W_{ijnew} \quad (6)$$

Ở đây: η và μ cho biết tốc độ học và tốc độ mômentum tương ứng; các chỉ số i, j cho biết số nơron liên kết giữa hai lớp; W_{ij} và ΔW_{ij} là các trọng số và độ thay đổi trọng số giữa nơron i và nơron j tương ứng.

Phương pháp huấn luyện trong phần này chính là sự tổng hợp, khảo sát các yếu tố có ảnh hưởng đến tốc độ hội tụ cho từng mạng nơron con, cụ thể gồm:

– *Khởi tạo trọng số*

Huấn luyện mạng là một tiến trình lặp qua nhiều bước học. Trong mỗi bước, mạng thi hành ánh xạ với các mẫu trong tập mẫu, tính toán sai số và cập nhật lại các trọng số dựa vào sai số vừa tính. Như vậy, trọng số sẽ được cập nhật sao cho mạng thi hành ngày một tốt hơn. Ở bước học đầu tiên thì các trọng số phải được khởi tạo với những giá trị ngẫu nhiên bé tiêu biểu nhằm không hàm sigmoid bão hòa ngay từ ban đầu và hệ thống huấn luyện sẽ bị kẹt tại cực trị địa phương.

Thủ tục khởi tạo trọng số cụ thể là: khởi tạo các trọng số nút ẩn (và những trọng số của các cung liên kết trực tiếp giữa các nút nhập và xuất, nếu có) giá trị ngẫu nhiên, nhỏ, phân bố đều quanh 0. Khởi tạo phân nửa trọng số của từng nút xuất giá trị 1 và nửa kia với các giá trị -1. Nếu số cung lẻ, thì khởi tạo trọng ngưỡng bằng 0.

Phương pháp khởi tạo các trọng số là hàm tạo giá trị giả – ngẫu nhiên trả về giá trị trong đoạn $[0,1]$. Như vậy, biểu thức $0.2 * (\text{Random}[0,1] - 0.5)$ sẽ cho giá trị trong khoảng $[-0.1, +0.1]$. Toán tử MOD cho giá trị là số dư trong phép chia; thí dụ $7 \text{MOD} 2 = 1$ và $8 \text{MOD} 2 = 0$. MOD được dùng để khởi tạo giá trị dương (+1) cho các trọng số được đánh số chẵn và giá trị âm (-1) cho các trọng số lẻ.

– *Hằng số học tập*

Một hệ số quan trọng khác ảnh hưởng đáng kể đến hiệu quả và sự hội tụ của thuật toán lan truyền ngược là hằng số học tập η . Không có trị của hằng số học tập đơn giản phù hợp cho những trường hợp huấn luyện khác nhau và η luôn được chọn một cách thực nghiệm cho mỗi vấn đề. Một giá trị η lớn hơn có thể tăng tốc độ hội tụ nhưng kết quả sẽ phân kỳ, trong khi một giá trị η nhỏ hơn có một hiệu quả bù lại. Các giá trị η trong khoản từ 10^{-3} đến 10 đã được sử dụng thành công cho nhiều ứng dụng thuật toán truyền ngược trên máy tính.

– *Học từng mẫu một*

Học từng mẫu đòi hỏi phải đặc biệt thận trọng trong việc sắp xếp thứ tự của các mẫu trong tập mẫu. Việc xử lý sắp xếp mẫu huấn luyện thích hợp sẽ tăng khả năng “tiếp thu” của mạng. Có thể hình dung phương pháp học từng mẫu trình bày ở trên như sau: nếu đặt hai mẫu kế cận nhau nhưng lại có đặc tính trái ngược nhau quá nhiều, dẫn đến có thể mạng không có khả năng “tiếp thu” hoàn toàn kiến thức được truyền đạt và sẽ thực hiện sai cho những trường hợp gặp lại sau này. Do đó, cần phải quan tâm đến vị trí sắp xếp của từng mẫu sao cho mạng có thể “tiếp thu” từ từ (làm quen dần) lượng kiến thức cần được học, và cứ thế tăng dần lượng mẫu đến khi kết thúc tập mẫu. Với ý tưởng này, một phương pháp sắp xếp mẫu được đề xuất như sau:

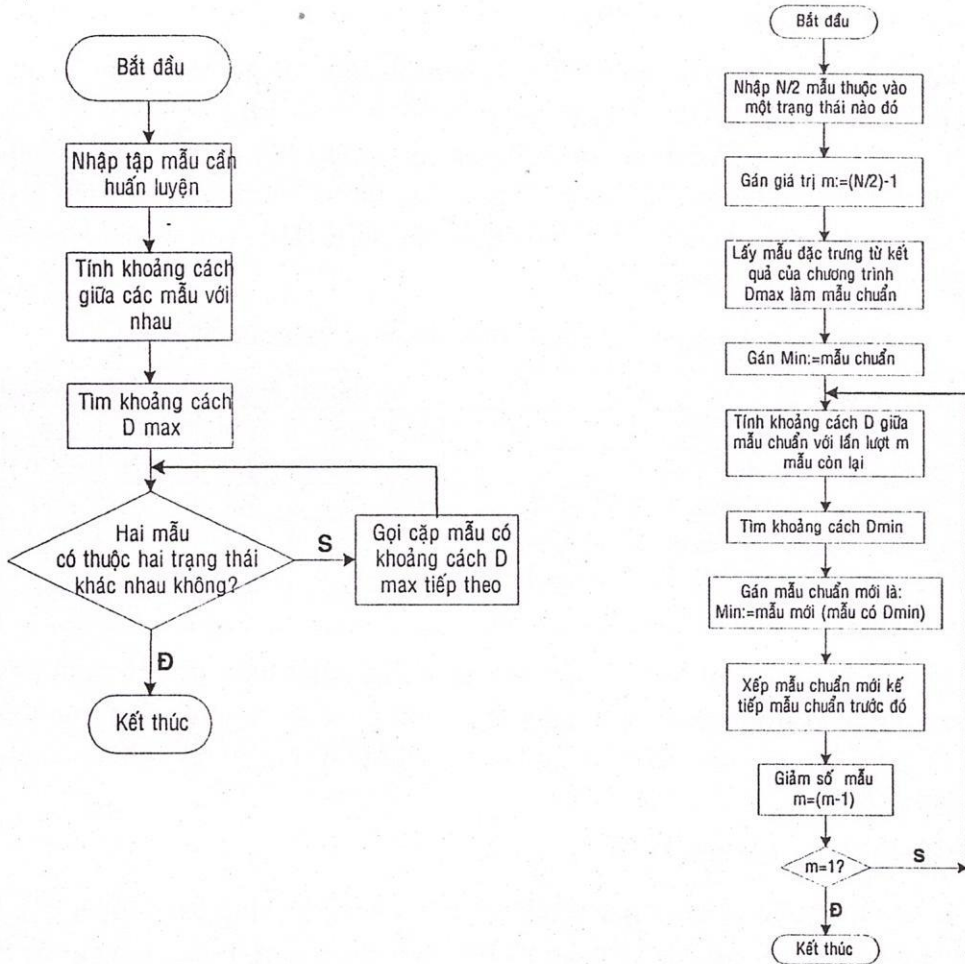
Với một tập mẫu bất kỳ cần đánh giá (phân loại) được biểu diễn bằng các số nhị phân 0, 1. Cụ thể trong bài báo này sẽ đề cập đến hai tập ổn định và không ổn định không hoàn

toàn tách biệt nhau, cần tìm ra hai chế độ trong hai tập này có khoảng cách xa nhất giữa chúng với công thức tính khoảng cách giữa hai phần tử $X_i = \{x_1, x_2, \dots, x_i\}$ và $Y_i = \{y_1, y_2, \dots, y_i\}$ là:

▪ Đối với tín hiệu liên tục: $D_{XY} = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_i - y_i)^2}$ (7)

▪ Đối với tín hiệu rời rạc: $D_{XY} = |x_1 - y_1| + |x_2 - y_2| + \dots + |x_i - y_i|$ (8)

Thuật toán để tìm hai mẫu thuộc về hai chế độ mà có khoảng cách Max và tiếp theo là thuật toán sắp xếp các mẫu theo tiêu chuẩn những mẫu nào có khoảng cách Min sẽ được xếp gần nhau. Các thuật toán hỗ trợ cho việc sắp xếp mẫu này được trình bày trong các lưu đồ ở Hình 3.



Hình 3. Các thuật toán hỗ trợ việc sắp xếp mẫu

– **Qui tắc môment và hệ số momentum**

Phương pháp hiệu quả và thường được sử dụng nhằm cho phép một hàng số học tập lớn hơn mà không có sự dao động quá lớn xảy ra khi thêm vào một hệ số “mômentum” đặt tên là phương pháp giảm gradient thông thường (Normal Gradient-Descent Method) [Plaut et al., 1986] hay còn gọi là qui tắc mômen hay qui tắc Delta tổng quát. Phương pháp mômen chính là một cải tiến của phương pháp delta theo hướng thay đổi giá trị hệ số học cho thích hợp với từng bước học.

Trong phương pháp mômen, hệ số học bây giờ không chỉ đơn giản là hệ số η mà còn thêm các hệ số khác để giữ các thông tin bước trước. Có thể mở rộng công thức biến thiên trọng số của qui tắc delta như sau:

$$\Delta w_{(t)} = -\eta \cdot \nabla E_{(t)} + \mu \cdot \Delta w_{(t-1)} \tag{9}$$

Ở đây: $\mu \in [0,1]$ là thước đo xung lượng, theo thực nghiệm $\mu = 0.9$ và được gọi là hệ số momentum.

– Số lượng nút ẩn

Kích thước của lớp ẩn luôn là một câu hỏi được đặt ra trong việc áp dụng mạng tuần tự nhiều lớp với những vấn đề trong thế giới thực. Vì vậy, kích thước của một lớp thường được xác định bằng thực nghiệm. Với một mạng có kích thước hợp lý (vd: hàng trăm hoặc hàng ngàn đầu vào), kích thước của những nút ẩn chỉ cần để được một hệ số liên hệ nhỏ của lớp đầu vào. Nếu mạng không hội tụ đến một lời giải thì phải cần thêm các nút ẩn. Nếu hội tụ, số nút ẩn ít hơn và khi đó ổn định tại một kích thước trên cơ sở sự biểu diễn của toàn bộ hệ thống [Freeman and Skapura, 1991].

Để khẳng định tính đúng đắn về các biện pháp cải tiến tốc độ hội tụ cho mạng nơron trên được minh họa ở Bảng 1. Giả sử khảo sát cấu trúc một mạng nơron với 37 đầu vào 1 đầu ra với 1 neuron lớp ẩn. Số mẫu để huấn luyện cho mạng này gồm 30 mẫu với hằng số học tập là cố định $\eta=0.01$. Chọn điều kiện dừng là khi tất cả các mẫu cần huấn luyện đều đúng với sai số của mẫu cần được hiệu chỉnh cho trọng số là 0.01, còn độ sai lệch giữa đầu ra mong muốn và đầu ra tính toán là 0 và 1.

Bảng 1. Kết quả khảo sát về các biện pháp cải tiến tốc độ hội tụ

TT	Từng bước cải tiến tốc độ hội tụ	Số thời kỳ huấn luyện hội tụ (epoch)					
		1	Qui tắc Delta, bộ trọng số bất kỳ	2532	2554	2539	2471
2	Qui tắc Delta, có cải tiến bộ trọng số	1858	1780	1814	1832	1870	1877
3	Qui tắc Delta tổng quát, với bộ trọng số bất kỳ	216	252	248	257	249	249
4	Qui tắc Delta tổng quát, có cải tiến bộ trọng số	182	184	187	185	186	188
5	Qui tắc Delta tổng quát, có cải tiến bộ trọng số, kết hợp với sắp xếp mẫu	61	56	58	59	54	59

Phương pháp huấn luyện trong phần này sử dụng thuật toán truyền ngược, sử dụng qui tắc Delta tổng quát trong quá trình huấn luyện từng mạng con của cấu trúc PNN. Qua phần mô tả và trình bày chi tiết về kỹ thuật học, có thể thiết lập sơ đồ khối cho mạng PNN trình bày ở Hình 5.

2.3. Kỹ thuật kiểm tra của PNN

Đầu tiên, dựa trên tiêu chuẩn năng lượng và tiêu chuẩn khoảng cách tuyệt đối, bộ lựa chọn tính toán khoảng cách của mẫu cần kiểm tra đến mỗi mạng nơron song song trong PNN.

Giả sử rằng mẫu cần kiểm tra là $A = (a_1, a_2, \dots, a_I)$, với I là số đặc tính đầu vào của các mẫu huấn luyện.

Khi đó khoảng cách giữa mẫu cần kiểm tra A và các mạng nơron song song được tính toán căn cứ theo các tiêu chuẩn sau [3]:

- Theo tiêu chuẩn năng lượng:

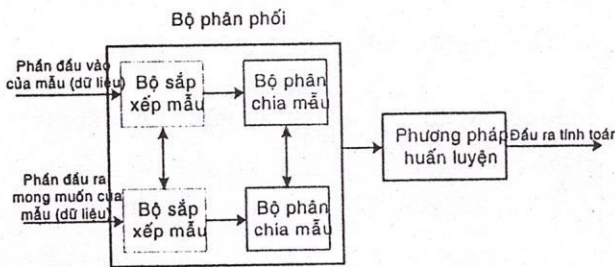
$$D_{Ak} = (1/N_k) \sum_{j=1}^{N_k} \left[\left| \sum_{i=1}^I (a_i^2 - x_{ij}^2) \right|^p \left| E_j^{pe} + Off \right| \right] \tag{10}$$

- Theo tiêu chuẩn khoảng cách tuyệt đối:

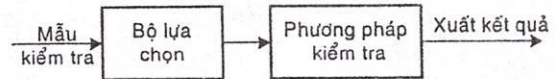
$$D_{Ak} = \min_{j=1 \rightarrow N_k} \left[\left| E_j^{pe} + Off \right| \left(\sum_{i=1}^I |a_i - x_{ij}| \right)^p \right], \text{ với } k=1, 2, \dots, N \tag{11}$$

Ở đây: giả thiết rằng cấu trúc PNN có N mạng nơron song song, và mỗi mạng con có N_k mẫu huấn luyện; D_{Ak} là khoảng cách giữa mẫu kiểm tra A và mạng nơron thứ k ; các biến x và a cho biết các đặc tính đầu vào của mẫu huấn luyện và các đặc tính của mẫu kiểm tra A tương ứng; E_j là lỗi huấn luyện cuối cùng của mẫu j và là sự đo lường của việc học mạng PNN về mỗi mẫu; Off là một giá trị hằng, nhỏ và trong một số trường hợp được cài là zero; p và p_e là các hệ số hằng để xác định hiệu quả của hệ số sai khác và hệ số lỗi huấn luyện tương ứng.

Như vậy, đối với mỗi mẫu kiểm tra, bộ lựa chọn sẽ lựa chọn các mạng nơron có cấu trúc PNN gần với mẫu kiểm tra nhất và sẽ đưa ra cách huấn luyện tốt nhất, căn cứ theo các thông số đã được định rõ. Các khối của kỹ thuật kiểm tra (Hình 5) và các mối liên hệ của chúng có quan hệ mật thiết với kỹ thuật huấn luyện (Hình 4).



Hình 4. Kỹ thuật huấn luyện của PNN



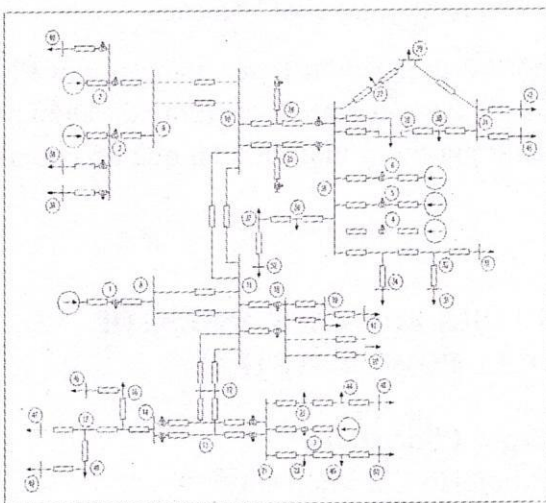
Hình 5. Kỹ thuật kiểm tra của PNN

3. PNN ĐÁNH GIÁ CHẾ ĐỘ ỔN ĐỊNH ĐỘNG HỆ THỐNG ĐIỆN 52 NÚT

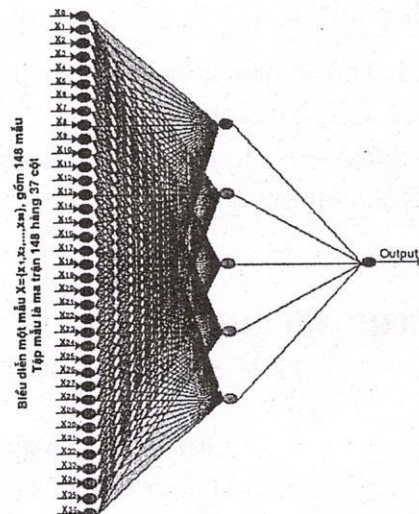
Mạng nơron cải tiến (PNN) với cấu trúc mạng trình bày ở Hình 9 và Hình 10. được sử dụng để đánh giá nhanh chế độ ổn định động hệ thống điện 52 nút (Hình 6) [4, 5]. Ở đây, 148 mẫu được dùng để đào tạo với 24 thông số định lượng và 12 thông số định tính để kiểm tra tính hiệu quả của PNN được đề xuất, tập kiểm tra chứa 160 mẫu. Các mẫu huấn luyện và kiểm tra được phân bố giống nhau trên các hệ thống kiểm tra.

Bảng 2 trình bày kết quả so sánh tổng kết được từ quá trình học giữa kiểm tra theo cấu trúc PNN và theo cấu trúc mạng Perceptron nhiều lớp (MLP) (Hình 7) để đánh giá nhanh các chế độ ổn định cho hệ thống điện 52 nút.

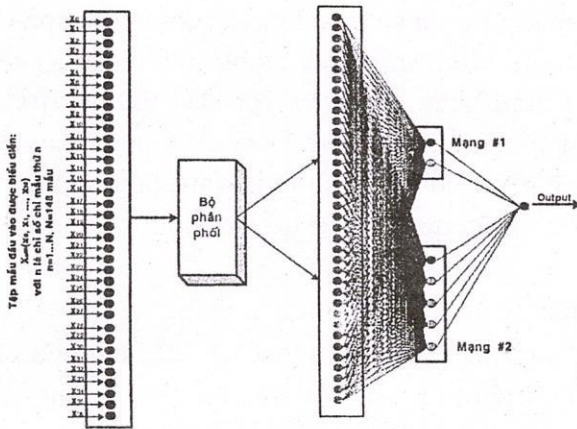
Từ đây, có thể kết luận rằng mạng nơron cải tiến-PNN cho kết quả đánh giá chính xác hơn khi sử dụng mạng MLP (perceptron) một lớp ẩn.



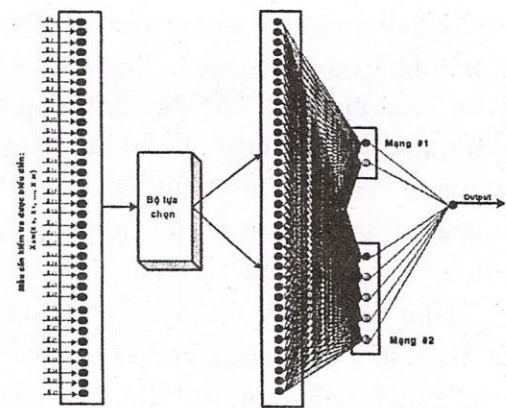
Hình 7: Sơ đồ thay thế hệ thống điện 52 nút



Hình 8: Cấu trúc mạng MLP



Hình 9: Cấu trúc mạng PNN



Hình 10: Cấu trúc kiểm tra mạng PNN

Bảng 2. So sánh kết quả đánh giá ổn định động giữa hai mạng MLP và PNN

Số nút HTĐ	Mạng nơron được sử dụng	148 mẫu dùng huấn luyện		160 mẫu dùng để kiểm tra	
		Số mẫu huấn luyện sai	Độ chính xác khi huấn luyện	Số mẫu kiểm tra sai	Độ chính xác khi kiểm tra
52 nút	MLP	0	100%	6	96,25%
52 nút	PNN	0	100%	1	99,375%

4. KẾT LUẬN

1. Trên cơ sở đánh giá hàm năng lượng, bộ phân phối của PNN chia tập mẫu chính thành nhiều tập mẫu con. Điều này giúp đơn giản hóa cho phần huấn luyện mạng, đồng thời mở ra khả năng có thể áp dụng PNN cho các tập mẫu lớn từ các hệ thống điện qui mô lớn với nhiều nhánh và nút.

2. Mỗi mạng con trong mạng PNN là mạng lan truyền hai lớp (một lớp ẩn) (MLP) với thuật toán truyền ngược cùng những biện pháp cải tiến nhằm nâng cao tốc độ hội tụ cho mạng. Hiện nay mạng lan truyền đa lớp được sử dụng phổ biến để giải các vấn đề trong hệ thống điện. Mạng này thuộc loại mạng truyền tới nhiều lớp, cụ thể trong bài báo này là hai lớp xử lý. Tuy nhiên, mạng perceptron nhiều lớp (MLP) tạo ra một kết quả xấp xỉ toàn cục của phép ánh xạ vào ra phi tuyến và vì vậy nó có khả năng tổng quát hóa cao.

3. Thông qua kiểm chứng áp dụng vào một hệ thống điện thực, mạng nơron PNN được đề xuất đã đánh giá tốt các chế độ ổn định và không ổn định được xem xét. Điều này minh chứng việc áp dụng mạng nơron PNN để đánh giá trạng thái ổn định quá độ cho một hệ thống điện thực là khả thi.

THE APPLICATION OF NEURAL NETWORK FOR FAST ASSESS OF THE STABILITY OF ELECTRICAL POWER SYSTEM

Quyên Huy Anh ⁽¹⁾, Nguyen Ngoc Phuc Diem ⁽²⁾

(1) University of Technical education Ho Chi Minh City

(2) University of Technology, Viet Nam National University Ho Chi Minh City

ABSTRACT: Assessing the dynamic stability of electrical power system in real time is the difficult problem. This paper proposes a parallel neural network structure (PNN) to improve level of accuracy in fast assessing the stability of the real electrical power system by using criteria of energy function in steps before training and executing reasoning. The applications of this method with advantages and disadvantages will also be mentioned in this paper.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. N. Amjady, M. Ehsan, *Transient Stability Assessment of Power Systems by a New Estimating Neural Network*, Can. J. Elect. & Comp.Eng, Vol.22, No.3, pp.131-137, July 1997.
- [2]. Amjady, N, Member, IEEE and Ehsan, M, *Evaluation of Power System Reliability by an Artificial Neural Network*, IEEE Transaction on Power System, Vol.14, No.1, February 1999, pp 287-292
- [3]. Nima Amjady, *Transient Stability by a New Artificial Neural Network*, IEEE 2000.
- [4]. Quyen Huy Anh, *The Application of Pattern Recognition Methods for Fast Analysis of The Dynamic Stability of Electrical Power System*, Electrical Technology, No.2, pp 1-13, Elsevier Science Ltd, Great Britain, 1994.
- [5]. Quyen Huy Anh, *A Self-Instructing Expert System for Controlling Electrical Power Systems in Emergency Conditions*, Electrical Technology, No.1, pp 105-109, Elsevier Science Ltd, Great Britain, 1995.