



DỰ BÁO SỐ HỌC SINH NHẬP HỌC BẰNG MẠNG NƠ RON NHÂN TẠO

Nguyễn Quang Hoan¹, Dương Thu Trang², Đoàn Hồng Quang³

¹ Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật Hưng Yên

² Trung tâm GDNN – GDTX Đống Đa

³ UBND Huyện Đông Hưng

Ngày tòa soạn nhận được bài báo: 12/04/2018

Ngày phân biên đánh giá và sửa chữa: 15/06/2018

Ngày bài báo được chấp nhận đăng: 18/06/2018

Tóm tắt:

Bài báo sử dụng phương pháp hồi quy thực hiện trên mạng nơ ron lan truyền ngược để dự báo số học sinh nhập học theo số liệu được thu thập và xử lý từ năm 1989 đến năm 2017 tại Trung tâm Giáo dục Nghề nghiệp–Giáo dục Thường xuyên (GDNN-GDTX) quận Đống Đa, Hà Nội. Tư tưởng của phương pháp là: lấy số lượng học sinh nhập học dự báo được đưa về làm đầu vào cuối (làm năm sau nhất) của tập dữ liệu mẫu đầu vào; trong đó, dữ liệu đầu tiên của tập mẫu cũ được đẩy ra ngoài, tức tính tiến tập dữ liệu mẫu 1 đơn vị thời gian cho lần dự báo tiếp theo. Theo cách đó, bài báo đã cải biên thuật toán lan truyền ngược thành thuật toán lan truyền ngược truy hồi và chạy trên phần mềm được xây dựng và thử nghiệm dự báo số học sinh nhập học tại Trung tâm; so sánh kết quả đạt được với bốn phương pháp dự báo khác.

Từ khóa: Mạng nơ ron lan truyền ngược; phương pháp hạ Gradient; luật học; truy hồi.

1. Giới thiệu

Mạng nơ ron nhân tạo là một công cụ mạnh để giải các bài toán có tính phi tuyến, phức tạp, đặc biệt trong các trường hợp mà các tham số có mối quan hệ tác động qua lại không rõ rệt. Có nhiều loại mạng nơ ron khác nhau [1, 2, 3, 5, 6] trong đó mạng nơ ron truyền thẳng nhiều lớp được sử dụng phổ biến nhất. Nhiều nghiên cứu sử dụng mạng nơ ron truyền thẳng nhiều lớp cho bài toán dự báo [1], [6] và chứng tỏ là hướng tiếp cận hiệu quả. Đóng góp của bài báo này là sử dụng mạng lan truyền ngược cải biên bằng cách cho truy hồi dữ liệu: sử dụng đầu ra phản hồi về làm đầu vào để dự báo theo kỹ thuật hồi quy.

2. Mạng nơ ron lan truyền ngược

2.1. Cấu trúc mạng

Mô hình mạng nơ ron lan truyền ngược (Hình 1) gồm lớp vào (Input Layer), lớp ra (Output Layer) và các lớp ẩn (Hidden Layers) nằm giữa lớp vào và lớp ra. Có thể mô tả cấu trúc như sau:

+ **Lớp ẩn:** nhận tập mẫu (véc tơ) vào x , tạo đầu ra tương tự của nơ ron thứ q của lớp ẩn Net_q :

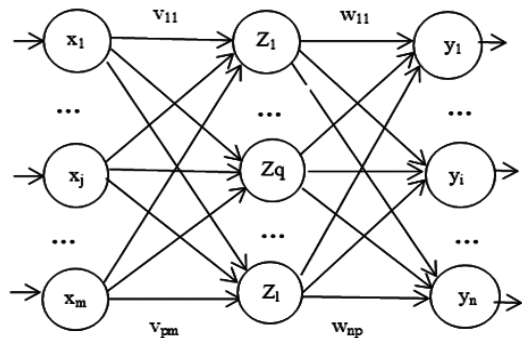
$$net_q = \sum_{j=1}^m v_{jq} x_j; \quad j=1, 2, \dots, m; \quad q=1, 2, \dots, l \quad (1)$$

Đầu ra của lớp ẩn

$$z_q = f(net_q) = f\left(\sum_{j=1}^m v_{jq} x_j\right) \quad (2)$$

trong đó, $f(\cdot)$ là hàm tương tác đầu ra. Hàm thương sử dụng trong mạng lan truyền là hàm sigmoid, khả vi, bị chặn và đơn điệu không giảm:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$



Hình 1. Mạng nhiều lớp lan truyền ngược

+ **Lớp ra:** thông thường hàm tương tác đầu ra của các lớp đồng nhất là $f(\cdot)$. Khi đó, tương tự như (2), đầu ra tương tự nơ ron thứ i của lớp ra có thể viết:

$$net_i = \sum_{q=1}^l w_{iq} z_q = \sum_{q=1}^l w_{iq} f\left(\sum_{j=1}^m v_{jq} x_j\right) \quad (4)$$

và tạo đầu ra ở lớp nơ ron ra:

$$y_i = f(net_i) = f\left(\sum_{q=1}^l w_{iq} f\left(\sum_{j=1}^m v_{jq} x_j\right)\right) \quad (5)$$

2.2. Luật học lan truyền ngược

Luật học lan truyền ngược có thể mô tả như sau [7]. Cho tập cặp mẫu vào-ra $(x^{(k)}, d^{(k)})$, thuật toán thực hiện 2 pha. Pha đầu, mẫu đầu vào thứ k : $x^{(k)}$ được truyền từ lớp vào qua lớp ẩn, tới lớp ra. Kết quả của luồng dữ liệu thẳng này tạo tập đầu ra thực $y^{(k)}$. Pha sau, tín hiệu sai số tạo từ sai khác giữa đầu ra mong muốn (hay nhãn) của mẫu thứ k : $d^{(k)}$ và đầu ra thực mẫu thứ k : $y^{(k)}$ tức là $(d^{(k)} - y^{(k)})$ sẽ được lan truyền ngược từ lớp ra quay trở lại các lớp trước đó

tới lớp đầu vào để chúng cập nhật trọng số. Cơ sở của luật học lan truyền ngược được xây dựng trên phương pháp hạ Gradient với nửa bình phương sai số:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (d_i - y_i)^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [d_i - f(\text{net}_i)]^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left[d_i - f\left(\sum_{q=1}^l w_{iq} z_q\right) \right]^2 \quad (6)$$

Theo tính chất lan truyền ngược, trọng số liên kết giữa lớp ẩn và lớp ra được tính đầu tiên theo luật học $w_{iq}(t+1) = w_{iq}(t) + \Delta w_{iq}(t)$ với:

$$\Delta w_{iq} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{iq}} = -\eta \left(\frac{\partial E}{\partial y_i} \right) \left(\frac{\partial y_i}{\partial \text{net}_i} \right) \left(\frac{\partial \text{net}_i}{\partial w_{iq}} \right) = \eta (d_i - y_i) (f'(\text{net}_i)) z_q = \eta \delta_{oi} z_q \quad (7)$$

δ_{oi} gọi là tín hiệu sai số tại nơ ron thứ i trong lớp ra “o”; η là tốc độ học, thường chọn: $0 < \eta < 1$.

$$\delta_{oi} = (d_i - y_i) f'(\text{net}_i) \quad (8)$$

Tương tự (6), trọng số liên kết giữa nơ ron thứ j của lớp vào và nơ ron thứ q của lớp ẩn sẽ được cập nhật theo $v_{qj}(t+1) = v_{qj}(t) + \Delta v_{qj}(t)$ với:

$$\Delta v_{qj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{qj}} = -\eta \left(\frac{\partial E}{\partial \text{net}_q} \right) \left(\frac{\partial \text{net}_q}{\partial v_{qj}} \right) =$$

$$= -\eta \left(\frac{\partial E}{\partial z_q} \frac{\partial z_q}{\partial \text{net}_q} \frac{\partial \text{net}_q}{\partial v_{qj}} \right) = \eta \sum_{i=1}^n [(d_i - y_i) f'(\text{net}_i) w_{iq}] \frac{\partial E}{\partial v_{qj}}$$

$$\Delta v_{qj} = \eta \sum_{i=1}^n [\delta_{oi} w_{iq}] f'(\text{net}_q) x_j \eta \delta_{hq} x_j \quad (9)$$

$$\text{Ký hiệu: } \delta_{hq} = f'(\text{net}_q) \sum_{i=1}^n \delta_{oi} w_{iq} \quad (10)$$

là tín hiệu sai số của nơ ron thứ q trong lớp ẩn “h”.

Theo phương pháp hạ Gradient, có thể tính ngược trọng số từ lớp ra, tiếp theo đến trọng của lớp trước đó tới lớp đầu. Mặt khác, với hàm (3), giá trị ở đầu ra của mỗi nơ ron nằm trong khoảng $[0, 1]$ và đạt các giá trị bão hòa (xấp xỉ 0 hay 1) khi $|x|$ đủ lớn; do đó các giá trị đầu ra thực tế trong các mẫu học cũng cần chuẩn hóa về khoảng giá trị này để có thể dùng cho quá trình luyện mạng.

3. Mạng nơ ron cho dự báo tuyển sinh

3.1. Phát biểu bài toán

Cho dữ liệu học sinh nhập học thực tế 20 năm từ 1989 đến 2017 của Trung tâm GDNN-GDTX) quận Đống Đa, Hà Nội. Thiết kế mạng nơ ron, cải biên thuật toán lan truyền ngược; viết chương trình dự báo số học sinh nhập học; đánh giá và so sánh kết quả với các phương pháp dự báo khác.

Bảng 1. Bảng dữ liệu học

Đầu vào	Năm	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	Đầu ra
$k=1$	1989-1998	396	263	341	205	197	329	412	139	348	95	345
$k=2$	1990-1999	263	341	205	197	329	412	139	348	095	345	356
$k=3$	1991-2000	341	205	197	329	412	139	348	095	345	356	307
$k=4$	1992-2001	205	197	329	412	139	348	095	345	356	307	248
$k=5$	1993-2002	197	329	412	139	348	095	345	356	307	248	147
$k=6$	1994-2003	329	412	139	348	095	345	356	307	248	147	310
$k=7$	1995-2004	412	139	348	095	345	356	307	248	147	310	421
$k=8$	1996-2005	139	348	095	345	356	307	248	147	310	421	342
$k=9$	1997-2006	348	095	345	356	307	248	147	310	421	342	142
$k=10$	1998-2007	095	345	356	307	248	147	310	421	342	142	354
$k=11$	1999-2008	345	356	307	248	147	310	421	342	142	354	277
$k=12$	2000-2009	356	307	248	147	310	421	342	142	354	277	465
$k=13$	2001-2010	307	248	147	310	421	342	142	354	277	465	187
$k=14$	2002-2011	248	147	310	421	342	142	354	277	465	187	387

3.2. Xử lý dữ liệu và kỹ thuật dự báo

Dữ liệu học sinh tuyển vào Trung tâm GDNN-GDTX được lấy trong trong các năm (1989-2017) chia thành hai phần theo hai pha: tập dữ liệu học 14 mẫu, chiếm $14/20=70\%$ như Bảng 1: (1989-2011) dùng cho pha học, 6 mẫu: 30% còn lại (2012-2017) để kiểm tra.

Pha học: Đây khâu đầu tiên nhằm xác định tập trọng số w_{qj} và v_{iq} của mạng nơ ron.. Để học, chia

dữ liệu học (Bảng 1) thành 14 phân khúc, mỗi phân khúc là một mẫu gồm 10 đầu vào là số học sinh tuyển vào trong 10 năm ($x_1 - x_{10}$). Mẫu 1 ($k=1$): số học sinh nhập học thực tế năm 1989-1998; mẫu 2 ($k=2$): số học sinh nhập học thực tế năm 1990-1999... mẫu 14 ($k=14$): số học sinh nhập học thực tế năm 2002-2011. Để mạng nơ ron học, ví dụ theo mẫu $k=14$, lấy số học sinh nhập học thực tế năm 2002-2011 làm mẫu vào $x^{(k)} = x^{(14)} = \{x_1 \dots x_{10}\}$; nhãn

hay giá trị mong muốn của đầu ra $d^{(k)} = d^{(14)}$ là số học sinh nhập học thực tế năm 2012 (đã biết). Kết quả đầu ra $y^{(14)}$ trong pha học là giá trị xấp xỉ do mạng nơ ron ước lượng, là số học sinh nhập học tính được cho năm 2012: $(y^{(14)} \sim d^{(14)})$.

Pha kiểm tra: Sau khi học theo mẫu $k=14$ ta thu được tập trọng số của mạng theo các công thức (6-10); mạng đã có đủ giá trị để chạy thử việc dự báo số học sinh nhập học cho năm 2013. Để thực hiện điều này, lấy 9 dữ liệu đầu vào $x=\{x_1 \dots x_9\}$ từ năm 2003-2011 cộng thêm x_{10} là số học sinh nhập học thực tế năm 2012. Đầu ra của mạng bây giờ $y^{(15)}$ sẽ là số học sinh dự báo của năm 2013. Để dự báo cho các năm tiếp theo ta tiến hành tương tự. Đối với các năm chưa có số liệu thực tế so sánh (ví dụ năm 2018-2020), chấp nhận lấy số liệu mạng tính được (dự báo) của năm trước, đưa vào làm dữ liệu mẫu vào. Do vậy, kết quả dự báo của các năm tương lai xa có thể sẽ kém chính xác.

3.3. Xác định cấu trúc mạng nơron

a) *Chọn số lớp nơron.* Mạng 3 lớp có thể xấp xỉ được mọi hàm với các đáng hiệu bất kỳ [2], chọn mô hình mạng nơ ron 3 lớp như Hình 1.

b) *Số nơ ron lớp vào.* Theo nguyên tắc đã nêu ở mục 3.2 chọn véc tơ đầu vào $x=\{x_1 \dots x_{10}\}$ bằng 10. Trường hợp tổng quát: có thể chọn bằng số lượng của một mẫu đầu vào.

c) *Số nơ ron lớp ẩn.* Hiện chưa có một lý thuyết để xác định được số lượng nơ ron của lớp ẩn một cách hiệu quả và chính xác. Vì vậy, kích thước của một lớp ẩn thường được xác định theo thử nghiệm dựa trên bài toán cụ thể, ban đầu chọn là 6. Mục 3.4.2 sẽ xác định số lượng tốt nhất có thể bằng thử nghiệm.

d) *Số nơ ron lớp ra.* Bài toán đặt ra là dự báo số lượng học sinh tuyển vào Trung tâm trong năm tiếp theo. Do vậy chọn 1 đầu ra là: Số lượng học sinh tuyển vào Trung tâm trong năm tới.

e) *Hằng số học.* Hằng số học η theo (6) ảnh hưởng đến hiệu quả và tốc độ hội tụ của thuật toán lan truyền ngược. Giá trị của hằng số học phụ thuộc vào cấu trúc mạng, số liệu chuẩn hóa và bài toán cần giải quyết, không có một công thức hay phương pháp nào để xác định chính xác giá trị hằng số học thích hợp. Khi η lớn, tốc độ hội tụ có thể tăng nhưng quá trình học có thể kém chính xác hoặc khó ổn định tại bất kỳ cực tiểu nào. Do đó, η thường được lựa chọn bằng phương pháp thực nghiệm.

3.4. Dự báo học sinh nhập trường

3.4.1. Giá trị trọng khởi đầu

Giá trị trọng số khởi đầu được tạo ngẫu nhiên trong quá trình học của mạng bằng thực nghiệm, $0 < v_{ij}, w_{ij} < 1$ [7]. Khi huấn luyện, bộ trọng số sẽ thay

đổi qua các vòng lặp theo chỉ tiêu sai số giữa giá trị dự báo và thực tế là nhỏ nhất theo thuật toán lan truyền ngược [2] trên cơ sở các công thức (6-10).

3.4.2. Thử nghiệm, xác định số nơ ron lớp ẩn

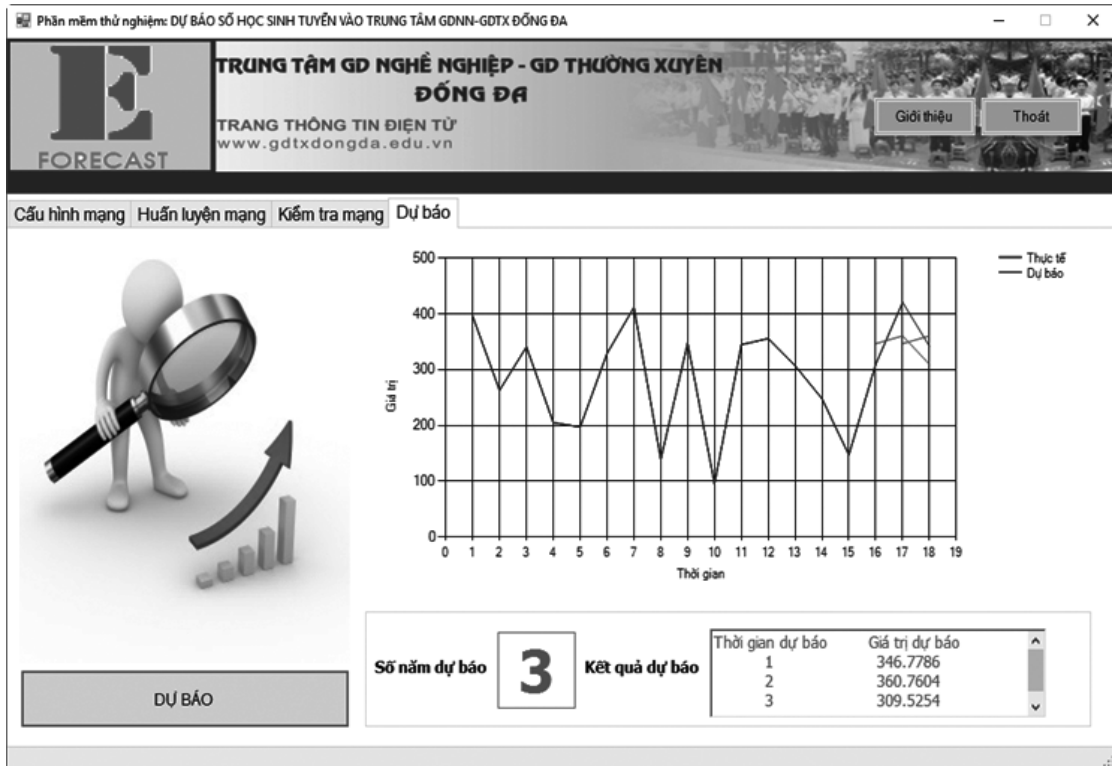
Chương trình ứng dụng mạng nơ ron lan truyền ngược dự báo số học sinh tuyển vào Trung tâm GDNN-GDTX quận Đống Đa cho kết quả dự báo như sau: Ban đầu, chọn số nơ ron lớp ẩn là 6; thời gian huấn luyện mạng là 2,752 giây và sai số là 47.10^{-4} với 1000 vòng huấn luyện. Sau đó, tăng dần số nơ ron lớp ẩn để kiểm tra thời gian huấn luyện của mạng và sai số trung bình tuyệt đối MAE (*Mean Absolute Error*). Từ Bảng 2, nhận thấy, số nơ ron lớp ẩn là 10 thì sai số MAE nhỏ nhất nên chọn số nơ ron lớp ẩn là 10.

Bảng 2. Thử nghiệm để chọn số nơ ron lớp ẩn

TT	Số nơ ron lớp ẩn	Thời gian học (giây)	Sai số MAE x10 ⁻⁴
1	6	2.752	47
2	7	2.375	48
3	8	2.218	55
4	9	2.520	76
5	10	2.686	25
6	11	2.753	46
7	12	4.084	52
8	13	2.778	45
9	14	2.738	58
10	15	3.280	53
11	16	2.606	51
12	17	2.556	49

3.4.3. Thử nghiệm dự báo

Các tác giả đã xây dựng phần mềm mô phỏng mạng nơ ron sử dụng thuật toán lan truyền ngược bằng ngôn ngữ VB.NET trong bộ Microsoft Visual Studio.NET 2012 chạy trên nền Net FrameWork 4.0. Cấu hình máy tính sử dụng: CPU tương đương Pentium3, RAM: 512MB, dung lượng ổ cứng còn trống trên 10MB. Hình 2 là một giao diện phần mềm, trong đó: kết quả dự báo với bộ dữ liệu kiểm tra từ năm 2011 đến 2017. Mạng nơ ron hội tụ tại vòng huấn luyện thứ 1000; tốc độ học là 0,7; hệ số quán tính là 0,4; thời gian huấn luyện của mạng được cho trên Bảng 2 và [7]. Đường màu xanh Hình 2 mô tả số học sinh nhập học thực tế thu thập được và đường màu đỏ thể hiện giá trị dự báo; ngoài ra giao diện còn thể hiện sai số trung bình bình phương MSE (*Mean Square Error*) của dự báo. Theo biểu đồ, ta thấy kết quả dự báo của mạng tương đối chính xác, sai số dự báo nhỏ.



Hình 2. Giao diện phần mềm: so sánh kết quả dự báo với thực tế

4. Các phương pháp dự báo khác, đánh giá

Để đánh giá độ chính xác của mô hình dự báo sử dụng hai tiêu chuẩn sau [7]:

Tiêu chuẩn 1: Sai số bình phương trung bình (*Mean Square Error: MSE*):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{Q}_i - Q_i)^2 \quad (11)$$

Tiêu chuẩn 2: Sai số tuyệt đối trung bình (*Mean Absolute Error: MAE*)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{Q}_i - Q_i| \quad (12)$$

trong đó: $\hat{Q}_i$, Q_i : giá trị dự báo sinh ra bởi mô hình và giá trị thực tế một cách tương ứng tại mẫu dữ liệu thứ i ; n : chiều dài chuỗi dự đoán.

Để đánh giá độ chính xác và tính ưu việt của

mạng nơron, bài báo tiến hành tính toán trên cùng dữ liệu đã cho với các phương pháp dự báo khác như: phương pháp trung bình dài hạn; phương pháp trung bình động; phương pháp hồi quy tuyến tính, phương pháp san bằng số mũ đơn giản v.v... cụ thể:

4.1. Dự báo theo trung bình dài hạn

Đây là phương pháp mà tham số dự báo F_t bằng trung bình cộng của các quan sát thực tế trước đó bằng công thức sau:

$$F_{(t+1)} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} D_i \quad (13)$$

trong đó: F_{t+j} : tham số dự báo ở kỳ thứ $t+1$; D_i : Số quan sát từ chu kỳ thứ t ; n : tổng số lần quan sát. Kết quả tính toán cho ở Bảng 3.

Bảng 3. Kết quả dự báo của năm phương pháp khác nhau

TT	Số thực tế	Trung bình dài hạn		Trung bình động		Hồi quy tương quan		San bằng mũ đơn giản		Mạng nơ ron	
		Dự báo	Tỷ lệ %	Dự báo	Tỷ lệ %	Dự báo	Tỷ lệ %	Dự báo	Tỷ lệ %	Dự báo	Tỷ lệ %
1	345	273	78.99	194	56.23	345	99.91	289	83.78	346	99.70
2	356	279	78.40	263	73.78	356	99.92	336	94.36	356	99.75
3	307	286	93.00	265	86.43	310	99.13	316	97.25	307	99.84
4	248	287	86.36	336	73.81	248	99.86	268	92.43	248	99.81
5	147	284	51.70	304	48.41	144	97.69	183	80.16	144	98.10
6	310	275	88.77	234	75.48	312	99.46	272	87.75	310	99.97

7	421	277	65.88	235	55.82	420	99.70	376	89.38	424	99.16
8	342	286	83.57	293	85.58	340	99.33	352	97.08	343	99.70
9	142	289	49.14	358	39.70	144	98.88	205	69.24	142	99.88
10	354	281	79.44	302	85.22	354	99.92	309	87.38	354	99.78
11	277	285	97.24	279	99.16	280	99.05	287	96.62	277	99.70
12	465	284	61.18	258	55.41	465	99.95	412	88.50	451	97.08
13	187	293	63.89	365	51.19	189	99.14	254	73.52	187	99.92
14	387	288	74.44	310	80.02	390	99.30	347	89.72	386	99.86
15	254	292	86.92	346	73.34	255	99.74	282	90.08	253	99.93
16	187	291	64.33	276	67.75	190	98.61	215	86.78	187	99.47
17	150	287	52.32	276	54.35	148	98.40	170	88.42	149	99.50
18	108	282	38.35	197	54.82	106	97.76	126	85.38	112	96.18
19	230	275	83.51	148	64.49	216	93.76	199	86.50	229	99.86
20	250	274	91.29	163	65.07	248	99.06	165	65.87	249	99.92

4.2. Phương pháp dự báo trung bình động

Theo phương pháp này, kết quả (Bảng 3) dự báo ở kỳ thứ $t+1$ được tính bằng trung bình cộng của n kỳ trước đó. Mỗi kỳ dự báo sẽ bỏ đi số liệu xa nhất trong quá khứ và thêm vào số liệu mới nhất theo công thức:

$$F_{t+1} = \frac{D_t + D_{t-1} + \dots + D_{t-n}}{n+1} \quad (14)$$

4.3. Dự báo theo hồi quy tương quan

Phương pháp này sử dụng mối phụ thuộc của một biến (biến phụ thuộc) vào một hay nhiều biến khác (biến độc lập) để ước lượng và dự báo giá trị trung bình của biến phụ thuộc với các giá trị đã biết của biến độc lập. Kết quả dự báo cho ở Bảng 3.

4.4. Dự báo theo cách san bằng mũ đơn giản

Phương pháp này dự báo giá trị mới bằng giá trị cũ cộng với khoảng chênh lệch giữa nhu cầu dự báo thực và nhu cầu dự báo của kỳ trước, có điều chỉnh hệ số α :

$$F_t = F_{t-1} + \alpha(D_{t-1} - F_{t-1}); 0 < \alpha < 1 \quad (15)$$

trong đó, F_t : nhu cầu dự báo kỳ thứ t ; F_{t-1} : nhu cầu dự báo kỳ $t-1$; D_{t-1} : giá trị thực kỳ thứ $t-1$; α : hệ số san bằng mũ. Ta có kết quả dự báo như Bảng 3.

Từ Bảng 3, kết quả của năm phương pháp đã tính cho thấy, dự báo bằng mạng nơ ron cho tỷ lệ %

chính xác và tin cậy nhất. Vì vậy, bài toán dự báo tuyển sinh bằng mạng nơ ron truyền thẳng với thuật toán lan truyền ngược sai số-hồi quy đã nêu là hoàn toàn có cơ sở.

5. Kết luận và hướng phát triển tiếp theo

Đóng góp của bài báo là cải biên thuật toán thành lan truyền ngược-truy hồi đáp ứng đặc thù bài toán; thu thập, xử lý dữ liệu học sinh nhập học; chọn các tham số thích hợp trong thiết kế mạng nơ ron ba lớp; xây dựng phần mềm dự báo; đánh giá và so sánh kết quả với các phương pháp dự báo khác số học sinh nhập học trong các năm tiếp theo vào Trung tâm GDNN – GDTX Đồng Đa. Qua thử nghiệm khả quan cho thấy, mạng nơ ron nhân tạo ứng dụng đa dạng, khá hiệu quả, chính xác (96% đến 99%) trong bài toán dự báo.

Hướng phát triển tiếp theo là cải tiến phương pháp dự báo để có kết quả chính xác hơn, mở rộng bài toán và dữ liệu đầu vào. Ngoài ra, sẽ nghiên cứu kết hợp mạng nơ ron, mạng nơ ron học sâu với logic mờ, giải thuật di truyền; các kết quả mới sẽ công bố ở các hội nghị hoặc tạp chí khoa học sau.

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trung tâm Nghiên cứu Ứng dụng Khoa học và Công nghệ, Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật Hưng Yên, đề tài mã số: UTEHY.T028.P1718.01.

Tài liệu tham khảo

- [1]. Thái Trung Hải. *Sử dụng mạng nơ ron trong việc dự đoán kết quả đậu đại học*, Đại học Bách khoa, Tp. Hồ Chí Minh, 2014.
- [2]. Nguyễn Quang Hoan. *Mạng nơ ron nhân tạo*, Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông, 2007.
- [3]. Nguyễn Văn Trịnh. *Ứng dụng mạng nơ ron trong dự báo tỷ lệ nghỉ học*, Viện Toán Ứng dụng và Tin học-Đại học Bách khoa, Hà Nội, 2012.

- [4]. Nguyễn Sỹ Linh. *Tổng quan về phương pháp dự báo và khả năng áp dụng một số mô hình trong dự báo biến động tài nguyên và môi trường tại Việt Nam*, Viện Chiến lược, Chính sách Tài nguyên và Môi trường, 2010. <http://isponre.gov.vn/home/dien-dan/463-tong-quan-ve-phuong-phap-du-bao-va-kha-nang-ap-dung-mot-so-mo-hinh-trong-du-bao-bien-dong-tai-nguyen-va-moi-truong-tai-viet-nam>.
- [5]. Petar Halachev, Prediction of e-Learning Efficiency by Neural Networks. *Cybernetics and Information Technologies*, Bulgarian Academy of Sciences, 2012, **vol. 12**—Nơ ron 12.
- [6]. Robert J. Schallkoff. *Artificial Neural Networks*, The McGraw – Hill Companies, Inc, 1997.
- [7]. Dương Thu Trang. *Ứng dụng mạng nơ ron nhân tạo dự báo số học sinh tuyển vào trung tâm GDNN-GDTX quận Đống Đa*, Luận văn thạc sỹ, Giảng viên hướng dẫn: Nguyễn Quang Hoan, 2017.

PREDICTION OF THE PUPIL NUMBER RETRYING TO SCHOOL BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Abstract:

The paper using the regression technique on the base of the backpropagation neural networks to predict the pupil number retrying to the education center Dongda, Hanoi from 1989 year to 2017 year. Idea of the paper is choosing the prediction pupil number retrying to the education center in order use as the last element of the input sample set and cancel the first element of the this set. The prediction software program is prepared by the authors. The prediction results of the pupil number retrying to education center are compared with four the other prediction techniques and given us the positive, high accuracy.

Keywords: Backpropagation Neural Networks; Decent Gradient; Learning Rule; Recurrent.