

Mô hình mạng thần kinh nhân tạo và các bài toán ngập lụt: Nâng cao hiệu quả dự báo và nghiên cứu ảnh hưởng của công trình đô thị lên sự lan truyền lũ trong thành phố

Bùi Minh Đức*, Marvin Mayerhofer, Peter Rutschmann

*Chair of Hydraulic and Water Resources Engineering; Department of Civil, Geo and Environmental
Engineering; Technical University of Munich, Germany*

*Email: bui@tum.de

Tóm tắt: Hầu hết các mô hình số trị thông thường để mô phỏng và dự báo sự lan truyền nước lũ và ngập lụt trong thành phố đều dựa trên việc giải số hệ phương trình nước nông 2 chiều. Tuy nhiên, do cấu trúc địa hình phức tạp của miền tính luôn đòi hỏi ta phải sử dụng một lưới tính toán phù hợp. Thông thường, các lưới tính phi cấu trúc với độ phân giải cao tại những khu vực có gradient dòng chảy lớn sẽ được sử dụng. Điều này dẫn đến việc gia tăng thời gian tính và việc áp dụng những lưới tính như vậy cho các thành phố lớn là bất khả thi. Một trong những giải pháp cho vấn đề này là việc sử dụng các lưới tính cấu trúc với kích cỡ đủ lớn cùng với các đặc trưng riêng của từng ô lưới. Tuy vậy, vấn đề về thời gian tính vẫn chưa được giải quyết thỏa đáng. Phương pháp tiếp cận dữ liệu có thể áp dụng để nâng cao hiệu quả dự báo và nghiên cứu các yếu tố ảnh hưởng đến sự ngập lụt trong các đô thị. Bài báo này đề cập đến một số khái niệm chính liên quan tới mô hình mạng thần kinh nhân tạo (ANN), một mô hình toán kết hợp giữa trí tuệ tính toán và phương pháp học máy. Tiếp đó là việc kết hợp mô hình ANN và mô hình số trị truyền thống trong việc nghiên cứu ảnh hưởng của các công trình đô thị trong bài toán ngập lụt đô thị. Áp dụng dạng mô hình kết hợp này ta có thể nhận được các kết quả dự báo chính xác và tiết kiệm một cách đáng kể thời gian tính cần thiết. Kết quả tính toán bước đầu nhận được đã khẳng định khả năng đầy triển vọng của việc phát triển và ứng dụng mô hình ANN trong các bài toán liên quan tới lan truyền lũ.

Từ khóa: Mô hình số trị, Mạng thần kinh nhân tạo, Lan truyền lũ

1. Mở đầu

Biến đổi khí hậu cùng với việc khai thác sử dụng tài nguyên không hợp lý là một trong những nguyên nhân chính gây nên sự gia tăng về tần suất cũng như cường độ lũ lụt. Thêm vào đó, vấn đề xây dựng hạ tầng cơ sở gắn liền với sự phát triển đô thị cũng có thể là một trong những yếu tố ảnh hưởng đến sự lan truyền và phân bố nước lũ. Cùng với sự phát triển của công nghệ máy tính cũng như các kiến thức vật lý liên quan tới lan truyền lũ, việc nghiên cứu phát triển và áp dụng một mô hình tính toán dự báo hiệu quả có thể đóng góp một phần trong việc giảm thiểu những thiệt hại do lũ lụt gây ra.

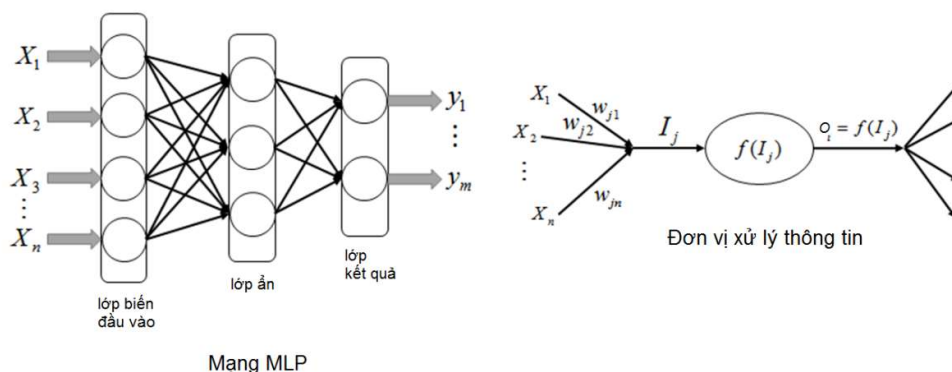
Như có thể nhận thấy, hầu hết các mô hình số trị hiện hành dùng để mô phỏng và dự báo sự lan truyền nước lũ và ngập lụt trong thành phố đều dựa trên việc giải số hệ phương trình nước nông 2 chiều mở rộng, trong đó sự tương tác giữa nước lũ và các công trình đô thị (đường xá, cống rãnh, nhà cửa, v.v.) cũng như ảnh hưởng của điều kiện khí tượng thủy văn (lưu lượng mưa) có thể được xét đến thông qua việc đưa vào trong mô hình toán các hàm nguồn thích hợp. Tuy nhiên, một trong những khó khăn chính mà ta gặp phải khi áp dụng các mô hình này là việc xây dựng lưới tính toán: chẳng hạn dùng lưới thô với cấu trúc đơn giản ta không thể mô phỏng chính xác đồng thời các công trình đô thị với các kích cỡ và tính chất khác nhau. Điều này có thể dẫn đến các sai số rất lớn trong dự đoán lũ lụt. Vì vậy, cấu trúc phức tạp của địa hình đòi hỏi việc sử dụng lưới tính toán phù hợp cho miền nghiên cứu. Thông thường, ta có thể sử dụng các lưới tính phi cấu trúc với độ phân giải cao tại những khu vực dòng chảy biến đổi mạnh. Điều này dẫn đến việc gia tăng thời gian tính toán và việc áp dụng những lưới tính như vậy cho tính toán dự báo lan truyền lũ và ngập lụt trong các thành phố lớn là bất khả thi. Một trong những giải pháp cho vấn đề này là việc sử dụng các lưới tính cấu trúc với kích cỡ đủ lớn

cùng với các đặc trưng của từng ô lưới được xác định dựa trên tính chất của các công trình trong đó. Các đặc trưng này được mô tả bởi một hàm nguồn thích hợp trong hệ phương trình nước nông. Trong các tài liệu tiếng Anh phương pháp này có tên gọi là *subgrid modelling technique*, ở đây ta tạm dịch là *mô hình lưới-phụ*. Tuy vậy, vấn đề về thời gian tính khi sử dụng mô hình này vẫn chưa được giải quyết một cách thỏa đáng. Nói một cách khác, vấn đề về việc tối ưu hóa thời gian tính cần thiết cho bài toán dự báo lan truyền lũ trong thành phố vẫn cần được nghiên cứu giải quyết.

Phương pháp tiếp cận dữ liệu (*data driven method*) có thể áp dụng như một trong các giải pháp lựa chọn để nâng cao hiệu quả dự báo và nghiên cứu các yếu tố ảnh hưởng đến sự ngập lụt trong các đô thị. Bài báo này đề cập đến một số khái niệm chính liên quan tới mô hình mạng thần kinh nhân tạo (*artificial neural network – ANN*), một mô hình toán kết hợp giữa trí tuệ tính toán (*computational intelligence*) và phương pháp học máy (*machine learning*). Tiếp đó là phần trình bày việc kết hợp mô hình ANN và mô hình truyền thống trong việc nghiên cứu ngập lụt đô thị. Các kết quả tính toán nhận được sẽ được phân tích cùng với việc đề xuất các khả năng của việc phát triển và ứng dụng mô hình ANN trong các bài toán liên quan tới lan truyền lũ trong thành phố.

2. Mô hình mạng thần kinh nhân tạo (ANN)

Ta có thể hiểu mô hình ANN như là một hệ thống mô hình tính toán và xử lý thông tin dựa trên ý tưởng của bộ não sinh học. Cụ thể hơn, ANN bao gồm một tập hợp các nút thần kinh (*neuron*) liên kết với nhau, trong đó mỗi neuron sẽ là một đơn vị xử lý các thông tin nhận được từ các tín hiệu đầu vào (*input*) nhằm mục đích xác định tín hiệu đầu ra (*output*). Mức độ ảnh hưởng của mỗi input lên giá trị của output được biểu diễn bởi các trọng số liên kết (*connection weight*) sử dụng trong các hàm kích hoạt (*activation function*) tại mỗi neuron. Hàm kích hoạt được dùng để biến đổi các tín hiệu đầu vào thành một tín hiệu duy nhất ở đầu ra. Từ đó output của một neuron lại có thể được sử dụng tiếp như là input cho các neuron lân cận khác. Cách liên kết giữa các neuron với nhau tạo nên một kiến trúc riêng của mạng ANN. Thông thường, ANN là một thuật ngữ tổng quát dùng chung cho các kiến trúc mạng khác nhau. Trong số đó mạng perceptron đa tầng (*multilayer perceptron – MLP*) được áp dụng khá phổ biến cho các bài toán liên quan tới thủy lợi và kỹ thuật nguồn nước (Bui, et al., 2015a). Đối với mạng MLP, các neuron được tổ chức thành các lớp khác nhau, cụ thể là một lớp biến đầu vào (*input layer*), một hoặc vài lớp ẩn (*hidden layer*) và một lớp kết quả (*output layer*). Hình 1 trình bày sơ đồ về cấu trúc và hoạt động của một mạng MLP điển hình với một lớp ẩn và thông tin được truyền theo một hướng: từ lớp biến đầu vào qua lớp ẩn rồi cuối cùng tới lớp kết quả. Chính vì vậy, mạng MLP còn có tên gọi khác là mạng dẫn tiến (*feedforward*).



Hình 1. Cấu trúc và hoạt động của một mạng MLP điển hình

(I_j = tổng trọng số của các input tại neuron j ; w_{ji} = trọng số liên kết giữa 2 neuron j và i ; X_i = input từ neuron i ; O_j = output tại neuron j ; $f(I_j)$ = hàm kích hoạt tại neuron j) (Bui et al., 2017)

Áp dụng cho mạng *MLP* ba lớp này, vector kết quả (*output*) Y sẽ được xác định dựa vào phương trình sau:

$$Y = (Y_j; j = 1, \dots, N_o)$$

$$Y_j = f^{(3)} \left(\sum_{i=1}^{N_H} w_{ji}^{(3)} f^{(2)} \left(\sum_{k=1}^{N_I} w_{ik}^{(2)} X_k + b_i^{(2)} \right) + b_j^{(3)} \right) \quad (1)$$

Trong đó: N_o là tổng số các biến đầu ra của mạng; N_I là tổng số các biến đầu vào của mạng; N_H là tổng số tất cả các *neuron* trong lớp ẩn N_H ; X là vector biến đầu vào; $f^{(l)}$ là hàm kích hoạt áp dụng trong lớp l ($l=2,3$); W là tập hợp tất cả các trọng số (*weight*) và b là tập hợp tất cả các dịch chuyển (*bias*). Các hàm *sigmoid*, các hàm *radial* cơ sở và hàm tuyến tính thường hay được dùng cho mạng loại này. Giá trị của tất cả các tham số *weight* và *bias* sẽ được xác định thông qua quá trình học (huấn luyện) mạng (*learning/training processing*). Quá trình này dựa trên phương pháp cực tiểu hóa sai số (*minimizing error*), tức là trong quá trình học đó, các giá trị của *weight* và *bias* sẽ được hiệu chỉnh một cách phù hợp sao cho kết quả cuối cùng nhận được từ mạng trở nên tương tự với giá trị mong đợi dựa trên bộ số liệu được sử dụng.

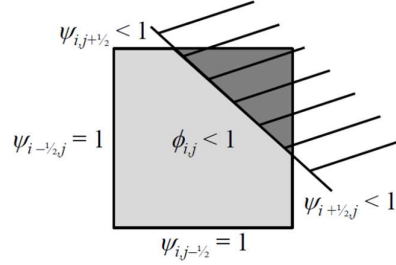
Một trong các yếu tố quan trọng quyết định khả năng mô phỏng và dự báo của mô hình ANN là vấn đề lựa chọn một cấu trúc mạng cùng với một quá trình học thích hợp. Tuy nhiên, cho tới thời điểm hiện tại vẫn chưa có một phương pháp tổng quát nào để giải quyết vấn đề này. Trên thực tế phương pháp thử sai (*trial-and-error*) thường được sử dụng trong quá trình thiết kế mạng; bằng cách thay đổi cấu trúc mạng, hàm kích hoạt cũng như phương pháp học và so sánh các kết quả tính toán nhận được với bộ số liệu sử dụng ta có thể tìm ra một cấu trúc mạng tối ưu và một phương pháp học hiệu quả nhất.

Thực tế áp dụng *MLP* cho các bài toán kỹ thuật cho thấy rằng quá trình học có thể sẽ không thành công trong trường hợp mạng với quá ít *neuron* ẩn, tức là mô hình nhận được sẽ khác xa mô hình thực tế của tập số liệu. Hiện tượng này trong *machine learning* được gọi là *Underfitting*. Trong trường hợp ngược lại, nếu một mạng *MLP* có quá nhiều *neuron* ẩn thì sẽ nảy sinh vấn đề về thời gian tính toán cần thiết để huấn luyện mạng sẽ lớn và mô hình nhận được sẽ quá khớp với tập số liệu dùng để huấn luyện mạng. Tuy nhiên trong khi đó mô hình lại cho kết quả hoàn toàn ngược với xu hướng của toàn bộ dữ liệu. Có thể nói mô hình đã cố gắng mô tả nhiều hơn là mô tả đặc trưng chính của bộ dữ liệu. Trong trường hợp này mô hình được gọi là *Overfitting*. Áp dụng định lý Kolmogorov trong lý thuyết thống kê có thể chỉ ra rằng mạng *MLP* chỉ cần với một lớp ẩn và số *neuron* ẩn N_H thích hợp có thể áp dụng như là hàm xấp xỉ phù hợp (*fit*) cho các bài toán phi tuyến với cấu trúc dữ liệu phức tạp. Ngoài ra, tổng số *neuron* ẩn N_H sử dụng cho các cấu trúc *MLP* ba lớp này không nên vượt quá $(2N_I+1)$. Hàm kích hoạt được sử dụng tại các *neuron* thuộc lớp ẩn và lớp kết quả. Việc lựa chọn hàm kích hoạt phù hợp hoàn toàn phụ thuộc vào từng bài toán cụ thể. Thực tế áp dụng cho các bài toán khác nhau cho thấy, đối với các bài toán liên quan tới kỹ thuật nguồn nước các hàm kích hoạt dạng *sigmoid* thường được áp dụng cho lớp ẩn ($f^{(2)}$) và hàm tuyến tính cho lớp kết quả ($f^{(3)}$) (Bui, et al., 2017).

3. Mô hình giả xốp (porosity based modelling technique) cho hệ phương trình nước nông

Một trong những phương pháp thường được dùng trong mô hình lưới phụ (*subgrid model*) cho bài toán lan truyền lũ trong thành phố đó là mô hình giả xốp (*porosity based model*), trong đó đặc trưng của từng ô lưới tính được mô tả bởi 2 tham số: (1)- xốp thể tích (*volumetric porosity*, ta kí hiệu là ϕ) hay còn gọi là xốp lưu trữ (*storage porosity*) và (2)- xốp diện tích (*areal porosity*, ta kí hiệu là ψ) hay còn gọi là xốp tải (*conveyance porosity*). Các tham số xốp này được xác định cho từng ô lưới tính dựa vào bản đồ địa hình của miền tính. Chẳng hạn, nếu ô lưới (i,j) không tiếp xúc với các công trình đô thị khi đó các tham số xốp ($\phi_{i,j}$, $\psi_{i-1/2,j}$, $\psi_{i+1/2,j}$, $\psi_{i,j-1/2}$, và $\psi_{i,j+1/2}$) có giá trị là 1. Ngược lại nếu

kích thước của ô lưới tính nhỏ hơn công trình thì tất cả các tham số xấp này sẽ có giá trị là 0. Trong trường hợp ô lưới chỉ bao trùm một phần của công trình khi đó giá trị của các tham số này sẽ có giá trị giữa 0 và 1. Việc xác định các tham số này dựa trên độ lớn tương đối của phần lưới không bao phủ công trình, chẳng hạn như ta có thể nhìn thấy trên Hình 2.



Hình 2. Sơ đồ xác định các tham số xấp thể tích và xấp diện tích cho một ô lưới tính có ảnh hưởng của công trình trong đó

Như có thể nhận thấy giá trị của xấp diện tích tại từng mặt của thể tích thành phần có thể khác nhau, vì vậy mô hình dạng này còn được gọi là mô hình xấp không đẳng hướng (*nonisotropic porosity*). Quá trình lan truyền lũ trong thành phố có thể được mô tả bằng hệ phương trình nước nông giả xấp dưới dạng tích phân cho từng thể tích thành phần (*control volume*) Ω như sau:

$$\int_{\Omega} \left[\frac{\partial}{\partial t} (\phi h) + \nabla \cdot (\phi h \bar{U}) \right] d\Omega = 0 \quad (2)$$

$$\int_{\Omega} \left[\frac{\partial}{\partial t} (\phi h \bar{U}) + \nabla \cdot \left(\phi h \bar{U} \otimes \bar{U} + \frac{1}{2} g \phi h^2 \bar{\delta} \right) - \frac{1}{2} g \phi h^2 \nabla \phi + g \phi h \nabla z + \phi (C_D^f + C_D^b) |\bar{U}| \bar{U} \right] d\Omega = 0 \quad (3)$$

Trong đó: $\bar{U}$ là vector vận tốc trung bình theo độ sâu với độ lớn $|\bar{U}|$; $\bar{\delta}$ là vector đơn vị; h là độ sâu cột nước; g là gia tốc trọng trường; C_D^f và C_D^b là 2 hệ số thực nghiệm dùng trong biểu thức tính lực ma sát tương ứng do đáy và do công trình.

Như có thể thấy, phương trình (3) có chứa số hạng gradient của xấp thể tích. Số hạng này được xấp xỉ dựa trên các giá trị của xấp diện tích tại các mặt tương ứng của thể tích thành phần. Chi tiết hơn về hệ phương trình nước nông giả xấp cũng như các phương pháp khác nhau dùng để đánh giá các hệ số ma sát có thể tìm thấy chẳng hạn như trong bài báo của Sanders et al. (2008).

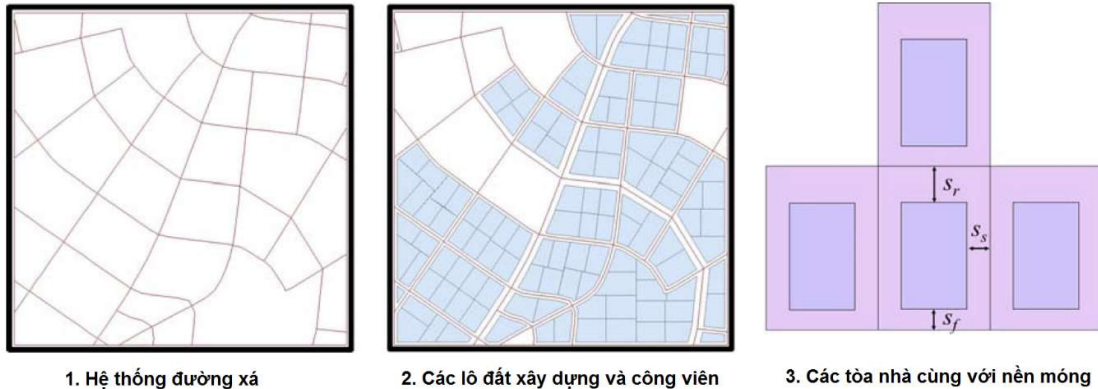
Áp dụng mô hình xấp bất đẳng hướng nêu trên, Bruwier et al. (2018) đã mô phỏng quá trình lan truyền lũ cho 2000 trường hợp với các địa hình khác nhau nhưng dưới sự ảnh hưởng của cùng một điều kiện biên như nhau. Miền tính vuông có kích thước rộng $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$. Dựa vào 10 tham số nêu trong Bảng 1, cùng với các giá trị được chọn ngẫu nhiên trong miền giá trị cho phép của chúng, các tác giả này đã tạo ra 2000 mẫu quy hoạch khác nhau theo trình tự như trên Hình 3. Trước hết dựa vào giá trị của 3 tham số đầu tiên (độ dài trung bình, hướng và độ cong) các tác giả thiết lập hệ thống đường phố trong vùng nghiên cứu. Tiếp theo, các lô đất xây dựng cùng các công viên được xác định dựa trên cơ sở của hệ thống đường phố cùng với 4 tham số tiếp theo (độ rộng của đường chính và đường phụ, tỷ lệ công viên bao phủ và diện tích xây dựng trung bình). Các mẫu quy hoạch này được xây dựng dựa trên thuật toán được phát triển bởi Parish & Müller (2001). Sau đó, một lưới tính gồm có 10000 ô lưới vuông đồng đều đã được sử dụng để mô phỏng quá trình lan truyền lũ trong miền tính. Hệ phương trình (2)-(3) được giải số bằng phương pháp thể tích hữu hạn cùng với các điều kiện biên sau:

- Biên phía tây và phía nam của miền tính được coi là biên thượng lưu (upstream). Trong mô hình, chúng được mở rộng bởi một dải đều có độ rộng 30 m và không chứa bất kỳ công trình xây dựng nào. Lưu lượng nước không đổi là $200 \text{ m}^3/\text{s}$ phân bố đều dọc theo hai biên này.

- Biên phía đông và phía bắc của miền tính được coi là biên hạ lưu (downstream). Dọc theo các biên này, mối quan hệ giữa tốc độ dòng chảy và độ sâu mực nước được xác định dựa trên tốc độ lan truyền sóng nước nông.

Bảng 1. Các tham số được sử dụng để tạo các mẫu quy hoạch cho miền nghiên cứu

Tham số	Ý nghĩa	Giá trị nhỏ nhất	Giá trị lớn nhất
L_s	Độ dài trung bình của đường phố (m)	40	400
α	Hướng đường ($^\circ$)	0	180
χ	Độ cong của đường (km^{-1})	0	10
W	Độ rộng của đường chính (m)	16	33
w	Độ rộng của đường phụ (m)	8	16
P_c	Tỷ lệ công viên bao phủ (%)	5	40
A_p	Diện tích xây dựng trung bình (m^2)	350	1100
s_f	Độ rộng của móng chia phía trước (m)	1	5
s_r	Độ rộng của móng chia phía sau (m)	1	5
s_s	Độ rộng của móng chia bên sườn (m)	1	5



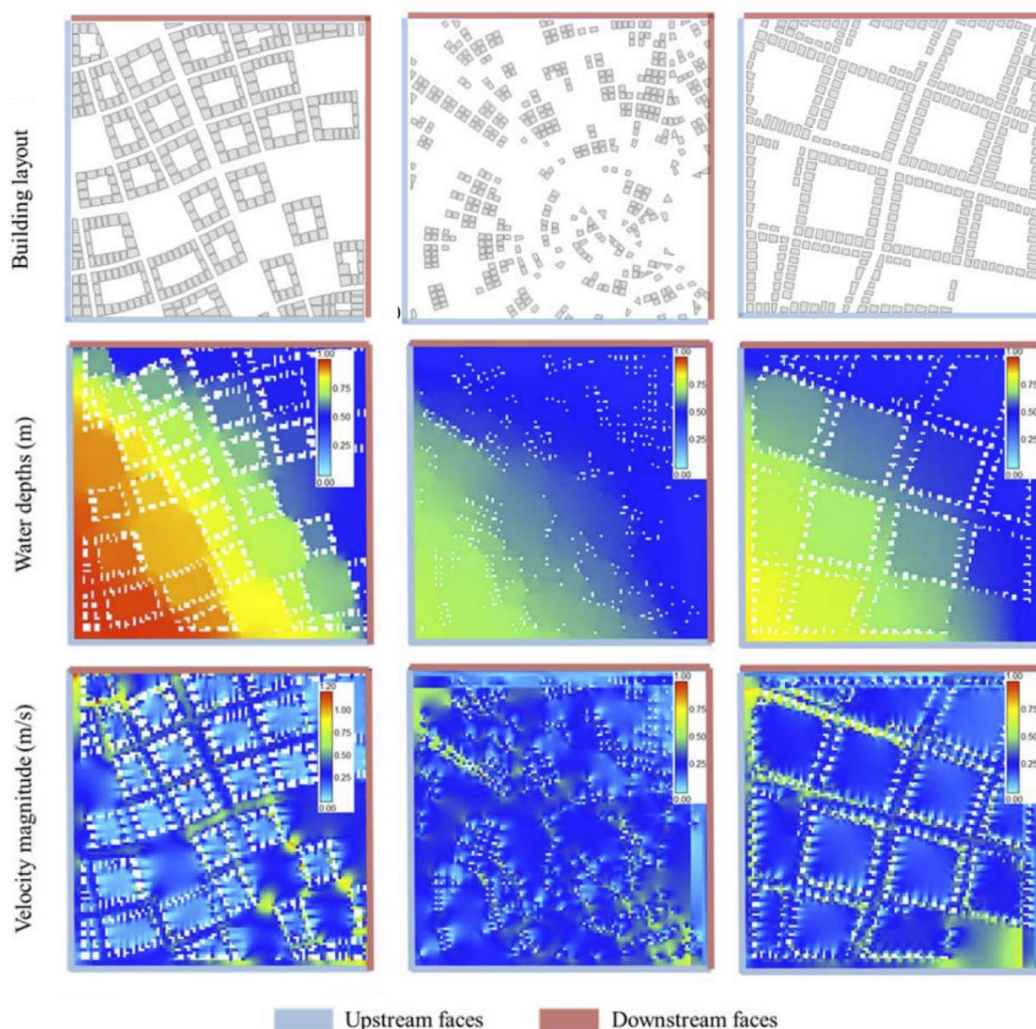
Hình 3. Quá trình xây dựng một mẫu quy hoạch

Chi tiết hơn về mô hình toán có thể tìm thấy trong bài báo của Bruwier et al. (2018). Hình 4 trình bày ví dụ về 3 mẫu quy hoạch cũng như là kết quả mô phỏng số nhận được bởi các tác giả này cho trường vận tốc dòng chảy cũng như độ sâu mực nước cho từng mẫu quy hoạch.

4. Kết hợp giữa mô hình mạng thần kinh nhân tạo và mô hình nước nông giả xấp

Một trong những điều khác biệt giữa ANN và các phương pháp tiếp cận dữ liệu khác, đó là phương pháp ANN không nhất thiết đòi hỏi những kiến thức ban đầu về mối liên hệ giữa các yếu tố dữ liệu. Nói cách khác, ANN sẽ tự khám phá ra mối liên hệ hàm số từ một tập số liệu thông qua quá trình huấn luyện mạng, ngay cả trong trường hợp ta không hề biết trước về mối quan hệ đó cũng như là trong những trường hợp mà hiểu biết về ý nghĩa vật lý của hiện tượng còn nhiều hạn chế. Ngoài ra, thông qua quá trình học mạng, ANN cũng còn có khả năng tìm ra mối liên hệ hàm đối với trường hợp các tập số liệu có chứa nhiễu số. Đây chính là điều làm cho việc áp dụng mô hình ANN trở nên có nhiều hứa hẹn trong rất nhiều lĩnh vực khoa học kỹ thuật khác nhau.

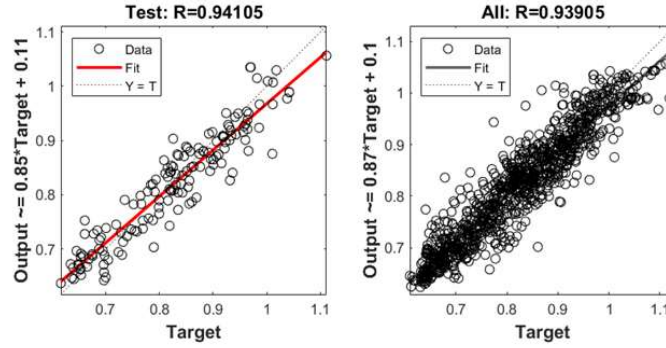
Cũng giống như trong trường hợp chung khi áp dụng các phương pháp tiếp cận dữ liệu, tập dữ liệu có vai trò vô cùng quan trọng trong việc xây dựng một mô hình ANN. Trong các bài toán 2 chiều cũng như 3 chiều, việc sở hữu những bộ số liệu đầy đủ (xét cả về mặt không gian lẫn thời gian) từ các quan trắc là điều không thể thực hiện được. Một trong những giải pháp cho vấn đề này đó là việc sử dụng kết hợp với các mô hình số trị thông thường. Cụ thể là, các mô hình số trị thông thường trước tiên phải được kiểm định và hiệu chỉnh dựa trên các số liệu quan trắc hạn chế hiện có. Bước tiếp theo, sau khi đã xác định được các tham số của mô hình, mô hình này sẽ tiếp tục được áp dụng cho các điều kiện biên khác nhau. Kết quả tính toán nhận được sẽ được sử dụng để xây dựng và phát triển một mô hình ANN cho chính miền nghiên cứu này. Trong quá trình mô phỏng, thay vì giải số các phương trình vi phân / tích phân liên quan trong từng ô lưới, ta sử dụng công thức / phương trình đại số nhận được từ mạng ANN. Thông thường, mạng ANN chỉ được xây dựng cho các ô lưới bên trong miền tính. Vì vậy, cũng giống như các mô hình số trị thông thường, điều kiện biên và điều kiện ban đầu là cần thiết. Áp dụng ý tưởng này Bui et al. (2015b) và Kaveh et al. (2018) đã phát triển các hệ mô hình mới cho việc mô phỏng động lực học bùn cát trong sông ngòi. Các tác giả đã chỉ ra rằng hệ mô hình kết hợp này có thể giảm thời gian tính một cách đáng kể và nó có thể cung cấp những kết quả dự báo khá tốt.



Hình 4. Mô phỏng độ sâu cột nước và vận tốc cho 3 mẫu quy hoạch khác nhau

Trong bài báo này, kết quả tính toán nhận được bởi Bruwier et al. (2018) sẽ được sử dụng để xây dựng các mô hình ANN biểu diễn mối liên hệ giữa các tham số của địa hình (xem Bảng 1) và sự biến đổi của độ sâu cột nước tại các biên thượng lưu. Trong tập số liệu được cung cấp bởi các tác giả này, đại lượng Δh_{90} biểu diễn giá trị mà 90% các điểm tính dọc theo biên thượng lưu có sự biến đổi độ sâu cột nước nhỏ hơn giá trị này. Đại lượng này sẽ được coi như là biến đầu ra duy nhất của mô hình ANN trong bài báo này và 10 tham số nêu trên trong Bảng 1 sẽ được coi như là các biến đầu vào của mô hình. Toàn bộ số liệu bao gồm 2000 dữ liệu về mối liên hệ giữa 11 tham số kể trên. Như thông thường, trước khi tiến hành học mạng, tất cả các biến này được chuẩn hóa sao cho giá trị của chúng nằm trong khoảng 0 và 1. Tiếp theo đó 70% số dữ liệu được sử dụng để huấn luyện mạng. Phần dữ liệu còn lại được dùng để hiệu chỉnh và kiểm chứng mô hình.

Hàng loạt các mô hình *MLP* với số lượng các *neuron* ẩn khác nhau đã được huấn luyện và kiểm chứng. Sau khi so sánh kết quả tính toán nhận được từ các mô hình này với số liệu có được và dựa trên giá trị của các tham số thống kê, ta có thể chọn được một mạng *MLP* tối ưu. Mạng này gồm có 7 *neuron* ẩn sử dụng hàm kích hoạt dạng *hyperbolic tangent sigmoid*. Như có thể thấy trên Hình 5, mô hình ANN cho kết quả khá phù hợp với số liệu. Hệ số tương quan R có giá trị xấp xỉ 0.94 cho cả tập số liệu kiểm chứng cũng như là toàn bộ số liệu. Giá trị trung bình của các sai số giữa tính toán và số liệu nhận được khi áp dụng mô hình này (cho tập số liệu kiểm chứng) là RMSE=3.88 (cm) và MAE=3.12 (cm).

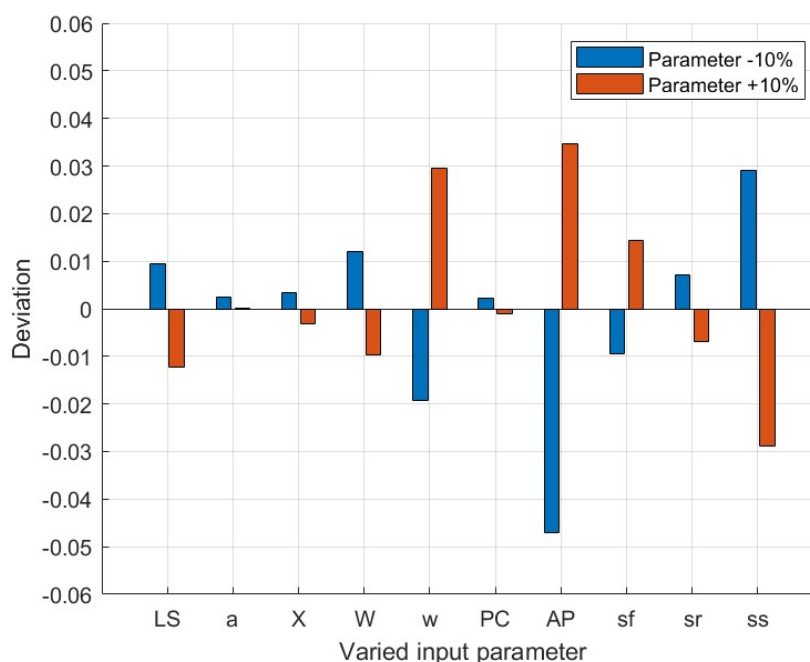


Hình 5. So sánh giữa kết quả tính toán và số liệu về sự biến đổi của độ sâu cột nước tại các biên thượng lưu Δh_{90}

Từ mô hình mạng *MLP* này ta nhận được một phương trình tính sự biến đổi độ sâu cột nước do ảnh hưởng của các công trình đô thị trong miền tính như sau:

$$(\Delta h_{90})_{pr} = LW^{2,1} \times \text{tansig} \left(IW^{1,1} \times \begin{bmatrix} L_s \\ \alpha \\ \chi \\ W \\ w \\ P_C \\ A_P \\ S_f \\ S_r \\ S_s \end{bmatrix}_{pr} \right) + b^1 + b^2 \quad (4)$$

Trong đó giá trị của các ma trận hệ số $LW^{2,1}$, $IW^{1,2}$, b^1 , và b^2 sẽ được xác định sau khi quá trình huấn luyện mạng kết thúc. Chỉ số pr có nghĩa là giá trị chuẩn hóa của biến. Phương trình (4) có thể áp dụng một cách dễ dàng để đánh giá việc tích lũ do ảnh hưởng của các công trình đô thị khác nhau. Cụ thể là, dựa vào phương trình trình này ta có thể xác định được sự biến đổi độ sâu cột nước dọc theo biên thượng nguồn khi thay đổi các đặc trưng của các công trình xây dựng trong miền tính mà không cần thiết phải giải hệ phương trình nước nông nữa. Chính vì vậy, ta đã có thể giảm thiểu thời gian tính cần thiết. Ngoài ra tính chính xác của mô hình trên phương diện vật lý cũng đã được kiểm định thông qua việc đánh giá ảnh hưởng của các tham số đầu vào. Hình 6 sau đây như là một ví dụ biểu diễn sự thay đổi của tham số đầu ra khi một trong các tham số đầu vào tăng hoặc giảm 10%. Như có thể thấy, khả năng tích lũ sẽ tỷ lệ thuận với sự thay đổi của 3 tham số: độ rộng đường phụ, diện tích xây dựng trung bình và độ rộng của móng chia phía trước. Tức là khi giá trị của 3 tham số này tăng sẽ kéo theo giá trị của sự biến đổi độ sâu cột nước dọc theo biên thượng nguồn hay là khả năng tích lũ cũng tăng lên. Tham số diện tích xây dựng trung bình có ảnh hưởng lớn nhất đến sự biến đổi độ sâu cột nước dọc theo biên thượng nguồn. Các tham số đầu vào còn lại có ảnh hưởng tỷ lệ nghịch lên khả năng tích lũ. Chi tiết hơn về việc phát triển mô hình ANN cũng như các kết quả tính toán khác nhau có thể tìm thấy trong luận văn cao học của Mayerhofer (2018).



Hình 6. Ảnh hưởng của các tham số đầu vào lên giá trị Δh_{90}

5. Kết luận

Bài báo trình bày một ví dụ về việc áp dụng một mô hình kết hợp giữa mô hình số trị thông thường và mô hình mạng thần kinh nhân tạo (ANN) trong việc nghiên cứu lũ lụt trong thành phố. Kết quả nhận được đã cho thấy rằng mô hình mới này có thể cung cấp các kết quả tính toán khá chính xác và tiết kiệm thời gian tính toán một cách đáng kể. Mô ANN đã được huấn luyện dựa trên tập số liệu nhận được từ kết quả của một mô hình tính toán thông thường với 2000 thiết kế khác nhau cho các công trình đô thị dưới tác động của cùng một điều kiện biên dừng. Các kết quả tính toán bước đầu nhận được đã khẳng định khả năng đầy triển vọng của việc phát triển và ứng dụng mô hình ANN trong các bài toán liên quan tới lan truyền lũ trong thành phố.

Các nghiên cứu tiếp theo đang được tiến hành là việc phát triển một mô hình ANN cho lan truyền lũ trong một vùng nghiên cứu dưới tác động của các điều kiện biên không dừng khác nhau. Để làm được điều này, trước hết một mô hình số trị thông thường được kiểm định và hiệu chỉnh dựa trên các số liệu quan trắc hạn chế hiện có. Sau khi đã xác định được các tham số của mô hình cho miền tính, mô hình tính toán này sẽ tiếp tục được áp dụng cho các điều kiện biên khác nhau. Kết quả tính toán nhận được sẽ được sử dụng để phát triển mô hình ANN. Khác với mô hình ANN đã được trình bày trong bài báo này, mô hình mới sẽ được dùng để tính toán dự báo các tham số dòng chảy (mức nước và vận tốc) theo không gian và thời gian. Cuối cùng thay vì việc giải hệ phương trình nước nông giả xấp, ta sẽ sử dụng các phương trình đại số (nhận được từ mô hình ANN) để tính toán các đặc trưng của dòng tại các ô lưới tại các thời điểm khác nhau ô lưới tại các thời điểm khác nhau.

Tài liệu tham khảo

- [1] Bui, M.D.; Kaveh, K.; Rutschmann, P. (2015b). "Integrating artificial neural networks into hydromorphological model for fluvial channels". *Proc. of the 36th IAHR World Congress*, 28 June - 3 July, The Hague, The Netherlands, pp. 1-8
- [2] Bui, M.D.; Kaveh, K.; Penz, P.; Rutschmann, P. (2015a). "Contraction scour estimation using data driven methods", *Journal of Applied Water Engineering and Research*, pp. 1-14.
- [3] Bui, M.D.; Kaveh, K.; Ateeq Ur Rehman, S.; Rutschmann, P. (2017). „Áp dụng mô hình mạng thần kinh nhân tạo cho các bài toán vận chuyển bùn cát trong sông“. Tuyển tập Công trình Hội nghị khoa học Cơ học Thủy khí toàn quốc lần thứ 20, CanTho, Vietnam.
- [4] Bruwier, M., A. Mustafa, D.G. Aliaga, P. Archambeau, S. Erpicum, G. Nishida, X. Zhang, M. Pirotton, J. Teller, B. Dewals. Influence of urban pattern on inundation flow in floodplains of lowland rivers. *Science of the Total Environment* 622–623 (2018), pp. 446-458.
- [5] Kaveh, K., Bui, M.D., & Rutschmann, P. (2018): Development of an Artificial-Neural-Network-based concept for hydro-morphodynamic modelling in rivers, The 5th IAHR Europe Congress, 2018, Trento, Italy.
- [6] Mayerhofer, M. (2018). "Impact Analysis of Urban Design Parameters on Inundation Flow using Artificial Neural Networks". MSc Thesis, Technical University of Munich.
- [7] Parish, Y.I.H., Müller, P. (2001). „Procedural modeling of cities“. *Proceedings of the 28th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, pp. 301–308.
- [8] Sanders, B. F., Schubert, J. E., and Gallegos, H. A. (2008). "Integral formulation of shallow-water equations with anisotropic porosity for urban flood modeling". *Journal of Hydrology*, 362, pp. 19–38.