

# ỨNG DỤNG MẠNG NƠON TRONG XỬ LÝ ẢNH Y SINH

**ThS. Hà Quang Thanh, ThS. Bồ Quốc Bảo**  
Khoa Điện tử, Đại học Công nghiệp Hà Nội

## 1. TỔNG QUAN

Sự phát triển nhanh chóng về công nghệ ảnh trong lĩnh vực y tế và sức mạnh tính toán của các hệ vi xử lý, dẫn đến việc nghiên cứu về xử lý ảnh y sinh trở thành vấn đề nóng bỏng và hấp dẫn trong thời gian gần đây. Với nội dung phong phú, việc nghiên cứu về xử lý ảnh y sinh đã mở ra hướng nghiên cứu mới và đặt ra nhiều thách thức với các nhà nghiên cứu. Một trong các công cụ mạnh sử dụng để giải quyết nhiều vấn đề khó hiện nay, đó chính là mạng Nơon, nó thực sự là một công cụ hữu hiệu để giải quyết rất nhiều nhiệm vụ được đặt ra trong xử lý ảnh y sinh. Những nhiệm vụ được đặt ra như: phát hiện và mô tả đặc tính các mẫu bệnh, phân tích, nén tín hiệu, mô hình hóa, ước lượng chuyển động, và hồi phục ảnh từ các nguồn ảnh có thông tin khuyết thiếu như nguồn ảnh từ máy cộng hưởng từ (MR), máy chụp cắt lớp (CT), máy siêu âm (UltraSound), máy chụp X-quang...

## 2. PHÂN TÍCH ẢNH Y SINH ỨNG DỤNG MẠNG NƠON

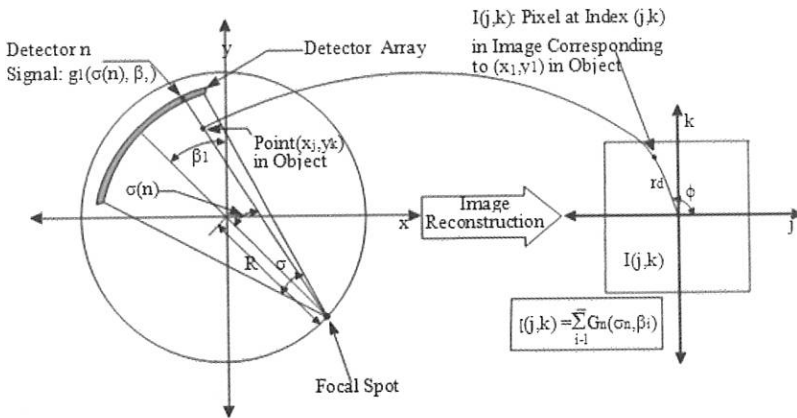
Mục đích của việc phân tích ảnh dựa trên mô hình là tìm ra được thuộc tính bản chất của ảnh và cũng là công cụ để giúp cho việc hiểu bản chất của quá trình xử lý ảnh. Nhiệm vụ chính trong việc phân tích ảnh bao gồm: lựa chọn mô hình, đánh giá tham số, tham số vật lý của ảnh, mối quan hệ của ảnh với mục tiêu phân tích. Phương pháp phân tích ảnh dựa trên mô hình ngẫu nhiên là phương pháp phân tích ảnh phổ biến nhất, do các tham số vật lý của ảnh được mô hình hóa như các quá trình ngẫu nhiên. Ví dụ trong thực tế việc phù hợp khi sử dụng mô hình hỗn hợp chuẩn với số điểm ảnh xác định được kiểm chứng, khi sử dụng với các bộ số liệu khuyết thiếu từ các thiết bị chuẩn đoán hình ảnh như máy CT, MR, Siêu âm [3]–[5]. Trong việc phân

tích ảnh chúng ta tách riêng mô hình điểm ảnh và mô hình ngữ cảnh, với giả thiết mỗi điểm sẽ được tổng hợp nên từ điểm ảnh và ngữ cảnh của ảnh. Điểm ảnh được định nghĩa là cường độ mức xám của điểm, và mô hình hỗn hợp với số điểm ảnh xác định thường được sử dụng xây dựng mô hình điểm ảnh. Trong các trường hợp cụ thể, mô hình hỗn hợp với số điểm ảnh xác định chuẩn (SFNM) được sử dụng rộng rãi để phân tích các tham số thống kê của ảnh, hiệu quả của thuật toán thể hiện ở việc tính toán các tham số của mô hình [6]. Ngữ cảnh của ảnh được định nghĩa là thành phần của điểm ảnh có mối tương quan với các vùng khác, việc cục bộ hóa ngữ cảnh có thể lợi dụng tính chất bất biến cục bộ trên ngữ cảnh của ảnh trong trường hợp sử dụng sơ đồ hiệu chỉnh tham số ngẫu nhiên.

Tiếp theo chúng ta miêu tả mô hình hỗn hợp với số điểm ảnh xác định và thuật toán nhận dạng mô hình, có nghĩa là định giá các tham số của mô hình và lựa chọn bậc của mô hình.

### 2.1. Mô hình điểm ảnh

Hãy hình dung ảnh số như là tập hợp  $N=N_1*N_2$  điểm ảnh. Giả thiết rằng ảnh chứa  $K$  vùng và mỗi điểm được phân tích thành điểm ảnh  $x$  và ngữ cảnh của ảnh  $l$ . Tạm thời bỏ qua thông tin về bậc không gian của ảnh, chúng ta coi ngữ cảnh của ảnh như các biến ngẫu nhiên và miêu tả chúng sử dụng đa thức phân bố với tham số chưa biết là  $\pi_k$ . Từ đây tham số phân bố sự phân bố của tổng số lượng điểm trong mỗi vùng,  $\pi_k$  được coi như xác suất tiên nghiệm của nhãn điểm ảnh được quyết định bởi thông tin về ngữ cảnh toàn cục. Xác định đường biên xác suất cho các điểm ảnh được tính bằng tổng của mật độ xác suất tại tất cả giá trị có thể của  $l$ , Có nghĩa là tính toán xác suất theo công thức sau:  $p(x_i) = \sum_l p(x_i, l)$ . Tổng quát hóa công thức như sau:



Mô hình hóa điểm ảnh

$$p_r(x_i) = \sum_{k=1}^K \pi_k p_k(x_i), i = 1, \dots, N \quad (1)$$

Ở đây  $x_i$  là mức xám của điểm ảnh  $i$  [11, 12].  $p_k(x_i)$  là hàm mật độ phân bố xác suất (PDFs) với hệ số trọng số  $\pi_k$ , thỏa mãn điều kiện  $\pi_k > 0$ , và  $\sum_{k=1}^K \pi_k = 1$ . Nếu  $p_k(x_i)$  sử dụng hàm mật độ phân bố GAUSS tổng quát biểu diễn như sau:

$$p_r(x_i) = \frac{\alpha \beta_k}{2\Gamma(1/\alpha)} p[-\beta_k(x_i - \mu_k)^\alpha], \quad (2)$$

$$\alpha > 0, \beta_k = \frac{1}{\sigma_k} \left[ \frac{\Gamma(3/\alpha)}{\Gamma(1/\alpha)} \right]^{1/2}$$

Trong đó  $\mu_k$  là giá trị trung bình,  $\Gamma(\cdot)$  là hàm gamma.

Hàm hợp lý được tính toán trên mô hình hỗn hợp với số điểm ảnh xác định được biểu diễn như sau:

$$\ell(r) = \prod_{i=1}^N p_r(x_i) \quad (3)$$

Trong đó  $r: \{K, \alpha, \pi_k, \mu_k, \sigma_k, k = 1, \dots, K\}$  ký hiệu tập các tham số của mô hình và  $p_r(x_i)$  là hàm phân bố mật độ xác suất biểu diễn bởi các công thức (1).

### 2.2. Ước lượng tham số

Mục tiêu của mô hình nhận dạng là ước lượng các tham số của mô hình sao cho hàm hợp lý đạt giá trị cực đại. Điều này tương đương với việc xác định giá trị cực tiểu của các tương quan entropy giữa biểu đồ ảnh  $p_x(u)$  và ước lượng của PDF  $p_r(u)$ , ở đây  $u$  là mức xám, tương quan entropy được xác định như khoảng cách lý thuyết của thông tin giữa hai phân bố và chỉ bằng không khi hai phân bố trùng nhau.

Có một vài phương pháp để thực hiện việc ước lượng hàm hợp lý cực đại của các phân bố hỗn hợp

và xác định. Một trong các phương pháp hay được dùng nhất là thuật toán kỳ vọng cực đại (EM). Thuật toán EM đầu tiên tính toán xác suất hậu nghiệm Bayesian của dữ liệu trên cơ sở các quan sát và kết quả của việc định giá tham số hiện thời (bước thứ 1.1). Thủ tục dịch chuyển ngược và xuôi giữa hai bước (bước 1.1 và bước 1.2). Và quá trình này được lặp lại cho đến khi đạt được ước lượng hợp lý cho các tham số của mô hình. Mạng nơron thực hiện theo thủ tục này được xây dựng bởi Perlovsky và McManus [9]

Ở đây sử dụng tương quan entropy (khoảng cách Kullback-Leibler) [10] cho việc định giá tham số, có nghĩa là có thể xác định được khoảng cách lý thuyết của thông tin trong biểu đồ của điểm ảnh, ký hiệu là  $p_x$  và phân bố ước lượng  $p_r(u)$  ở đây chúng ta xác định tương quan entropy toàn cục (GRE) theo công thức sau:

$$D(p_x || p_r) = \sum_u p_x(u) \log \frac{p_x(u)}{p_r(u)} \quad (4)$$

Để dàng nhận thấy rằng khi tương quan entropy được sử dụng như là thước đo khoảng cách trong biểu đồ điểm ảnh, thì khi khoảng cách là cực tiểu thì đạt được ước lượng hợp lý cực đại cho các tham số của mô hình [7, 8].

Cho trường hợp sử dụng mô hình hỗn hợp giới hạn và chuẩn FGGM, thuật toán EM sử dụng cho việc ước lượng vec tơ tham số và tham số cấu trúc  $\alpha$  như sau:

Thuật toán EM:

- Bước 1:

\* For  $\alpha = \alpha_{\min}, \dots, \alpha_{\max}$

\*  $m=0$ , khởi đầu cho  $r^{(0)}$

+ Bước 1.1: for  $i=1, \dots, N, k=1, \dots, K$  tính toán xác suất:

$$z_{ik}^{(m)} = \frac{\pi_k^{(m)} p_k(x_i)}{\sum_{k=1}^K \pi_k^{(m)} p_k(x_i)} \quad (5)$$

+ Bước 1.2:

\* for  $i=1, \dots, K$ , tính toán cập nhật ước lượng:

$$\begin{cases} \pi_k^{(m+1)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N_1 N_2} z_{ik}^{(m)} \\ \mu_k^{(m+1)} = \frac{1}{N \pi_k^{(m+1)}} \sum_{i=1}^N z_{ik}^{(m)} x_i \\ \sigma_k^{2(m+1)} = \frac{1}{N \pi_k^{(m+1)}} \sum_{i=1}^N z_{ik}^{(m)} (x_i - \mu_k^{(m+1)})^2 \end{cases} \quad (6)$$

Khi  $|\text{GRE}^m(p_x \| p_r) - \text{GRE}^{m+1}(p_x \| p_r)| \leq \varepsilon$ , chuyển sang bước 2, ngược lại tăng  $m=m+1$  lên một đơn vị và chuyển về bước 1

- Bước 2: Tính toán GRE và trở về bước 1

- Bước 3: Chọn giá trị tối ưu  $\hat{r}$  tương ứng với giá trị cực tiểu của GRE.

### 2.3. Chọn vùng phủ cho mô hình

Việc quyết định tham số vùng  $K$  trực tiếp ảnh hưởng đến chất lượng của việc ước lượng tham số và tiếp theo ảnh hưởng đến việc phân loại. Hai phương pháp thông dụng cho việc quyết định vùng  $K$  thường được sử dụng là tiêu chuẩn thông tin Akaike (AIC) và độ dài miêu tả cực tiểu Rissanen (MDL). Việc lựa chọn mô hình dựa trên việc cực tiểu hóa AIC, được biểu diễn theo công thức sau:

$$\text{AIC}(K_a) = -2 \log(\ell(\hat{r}_{ML})) + 2K_a \quad (7)$$

Ở đây  $\hat{r}_{ML}$  ước lượng hợp lý cực đại tham số của mô hình trên tập hợp  $r$ , và  $K_a$  là số lượng các tham số hiệu chỉnh độc lập trong mô hình. Theo tiêu chuẩn AIC vùng phủ của mô hình lựa chọn như sau:

$$K_0 = \arg \left\{ \min_{1 \leq K \leq K_{MAX}} \text{AIC}(K_a) \right\} \quad (8)$$

Phương pháp Rissanen thì mô hình được lựa chọn dựa trên việc cực tiểu của tổng các độ dài miêu tả biểu diễn theo công thức sau:

$$\text{MDL}(K_a) = -\log(\ell(\hat{r}_{ML})) + 0.5 K_a \log(N) \quad (9)$$

Tương tự vùng phủ của mô hình theo tiêu chuẩn Rissanen như sau

$$K_0 = \arg \left\{ \min_{1 \leq K \leq K_{MAX}} \text{MDL}(K_a) \right\} \quad (10)$$

### 2.4. Mô hình ngữ cảnh và phân loại

Khi mô hình điểm ảnh được ước lượng, thì vấn đề phân loại chính là việc gán nhãn cho mỗi điểm ảnh trong ảnh. Một giải pháp đơn giản là gán nhãn của các điểm ảnh vào các vùng khác nhau bằng việc

cực đại hóa các hàm hợp lý của nó  $p_k(x)$ , có nghĩa là phân loại thông qua ML. Thông thường phương pháp này có thể không cho các kết quả mong đợi nếu không sử dụng thông tin về các vùng lân cận trong quyết định. Thuật toán CBRL khắc phục được yếu điểm này khi sử dụng các thông tin của các vùng lân cận trong thủ tục gán nhãn. Nội dung của thuật toán CBRL như sau:

Ký hiệu  $\bar{o}_i$  là lân cận của điểm  $i$  với  $m \times m$  liên kề với điểm  $i$ . Hàm chỉ số  $R_{i,j}(l_i, l_j) = |l_i - l_j|$  được sử dụng biểu hàm tương quan cho các vùng lân cận, ở đây  $l_i$  và  $l_j$  là nhãn tương ứng với các điểm ảnh  $i$  và  $j$ . Công thức tính toán của Hummel and Zucker sử dụng để tính toán tần suất lân cận của điểm  $i$  có cùng giá trị nhãn  $k$  tại điểm  $i$  như sau:

$$\pi_k^{(i)} = p(l_i = k | l_i) = \frac{1}{m^2 - 1} \sum_{j \in \bar{o}_i, j \neq i} I(k, l_j) \quad (11)$$

Ở đây  $l_i$  là nhãn của điểm lân cận điểm  $i$ . Ở đây  $\pi_k^{(i)}$  là xác suất điều kiện của vùng.

Trên cơ sở mô hình FGGM, nhãn  $l_i^{(0)}$  có thể khởi đầu bằng phân loại ML như sau:

$$l_i^0 = \arg \left\{ \max_k p_k(x_i) \right\}, k = 1, \dots, K. \quad (12)$$

Và nhãn được cập nhật theo công thức sau:

$$l_i^0 = \arg \left\{ \max_k \pi_k^{(i)} p_k(x_i) \right\}, k = 1, \dots, K. \quad (13)$$

Thuật toán CBRL:

- Bước 1: Khởi đầu  $l_i^{(0)}$ , với  $m=0$ ;

- Bước 2: Cập nhật nhãn điểm ảnh

\* Chọn ngẫu nhiên các điểm ảnh cho các giá trị  $i = 1, \dots, N$ .

\* Xác định nhãn  $l_i$  theo công thức

$$l_i^{(m)} = \arg \left\{ \max_k \pi_k^{(i)(m)} p_k(x_i) \right\} \quad (14)$$

- Bước 3: Khi  $\frac{\sum (l_i^{(m+1)} \oplus l_i^{(m)})}{N_1 N_2} \leq 1\%$  kết thúc thủ tục,

ngược lại tăng  $m$  lên 1 và trở lại bước 2.

### 3. KẾT LUẬN

Mạng nơron là một công cụ mạnh và thông minh trợ giúp cho việc giải quyết nhiều bài toán khó trong kỹ thuật, kinh tế, y học, như các bài toán về dự báo, xử lý ảnh, chuẩn đoán, nhận dạng, điều khiển và hệ thống trí tuệ nhân tạo. Đây thực sự là một vùng đất mới đặt ra rất nhiều thách thức cho các nhà nghiên cứu. Việc nghiên cứu chuyên sâu về ảnh y sinh từ đó tìm các đặc thù sau đó mô hình hóa với ứng dụng mạng nơron là

một hướng nghiên cứu triển vọng đang được rất nhiều nhà nghiên cứu quan tâm và có nhiều kết quả khả quan khi chất lượng ảnh được nâng cao rõ rệt, điều này mang lại những hiệu quả cho việc chuẩn đoán bệnh bằng hình ảnh. Trong bài báo chúng tôi đã xây dựng mô hình mạng cụ thể và xây dựng được thuật toán cho mô hình mạng trong việc xử lý ảnh điểm trong y học. Hy vọng những nghiên cứu ban đầu này sẽ làm nền tảng cho các nghiên cứu sâu hơn về xử lý ảnh y sinh với sự trợ giúp đặc lực của mạng nơ ron.

**TÀI LIỆU THAM KHẢO**

[1]. Applications of Neural Networks in iomedical Signal Processing special session, Proceedings of the IEEE International Workshop on Neural Networks for Signal Processing (NNSP), Amelia Island Plantation, FL, Sept. 1997.

[2]. R. Chellappa, Q. Zheng, P. Burlina, C. hekhar and K. Eom, On the positioning of multi-sensor imagery for exploitation and target recognition, Proceedings of IEEE, vol. 85, no. 1, pp. 120–138, Jan. 1997..

[3]. T. Lei and W. Sewchand, Statistical approach to x-ray CT imaging and its application in image analysis— Part II: a new stochastic model-based image segmentation technique for x-ray CT image, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 11, no. 1, pp. 62–69, Mar. 1992.

[4]. Y. Wang and T. Adali, Efficient learning of finite normal mixtures for image quantification, in Proceedings of the IEEE International Conference in Acoustics, Speech, and Signal Processing, Atlanta, GA, pp. 3422–3425, 1996.

[5]. H. Li, Y. Wang, K.J.R. Liu, S.C.B Lo, Statistical model supported approach to radiographic mass detection—Part I: improving lesion characterization by morphological filtering and site segmentation, IEEE Transactions on Medical Imaging, to appear.

[6]. Y. Wang, T. Adali, M.T. Freedman, and S.K. Mun, MR brain image analysis by distribution learning and relaxation labeling, Proceedings of the 15th Southern Biomedical Engineering Conference, pp. 133– 136, Dayton, OH, Mar. 1996.

[7]. Y. Wang, T. Adali, S.Y. Kung, and Z. Szabo, Quantification and segmentation of brain tissue from MR images: a probabilistic neural network approach, IEEE Transactions on Image Processing, special issue on applications of neural networks to image processing, vol. 7, no. 8, pp. 1165–1181, Aug. 1998.

[8]. T. Adali, X. Liu, and M.K. Sönmez, Conditional distribution learning with neural networks and its application to channel equalization, IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 45, no. 4, pp. 1051– 1064, Apr. 1997.

[9]. L. Perlovsky and M. McManus, Maximum likelihood neural networks for sensor fusion and adaptive classification, Neural Networks, vol. 4, pp. 89–102, 1991.

[10]. L. Kullback, and R.A. Leibler, On information and sufficiency, Annals of Mathematics and Statistics, vol. 22, pp. 79–86, 1951.

Đối với nhiều quốc gia, khu vực, kinh tế du lịch đã trở thành ngành kinh tế mũi nhọn mang tính đột phá, đồng thời cũng đóng vai trò là một ngành kinh tế có nhiều đóng góp cho việc bảo vệ môi trường, thúc đẩy phát triển các vấn đề an sinh xã hội cho cộng đồng dân cư địa phương. Tuy nhiên, việc quy hoạch, khai thác và phát triển du lịch, nhiều lúc, nhiều nơi còn chưa hợp lý không những không khai thác hết được tiềm năng của các dạng tài nguyên du lịch mà còn có những tác động không tốt đến môi trường và cuộc sống của cộng đồng dân cư địa phương. Do vậy, trong những thập kỷ gần đây, vấn đề đặt ra cho các địa phương cũng như các quốc gia đối với việc phát triển kinh tế, trong đó có du lịch phải gắn với việc bảo vệ môi trường và đảm bảo an sinh xã hội cho cộng đồng địa phương, phát triển phải đi theo hướng bền vững. Trong đó, việc xác định nguồn lực để phát triển du lịch sinh thái dựa vào cộng đồng là một nhiệm vụ cấp thiết đặt ra.

Vùng du lịch Đông Bắc Việt Nam là vùng tiếp giáp với Tây Bắc; đồng bằng sông Hồng, biển Đông và Trung quốc, có vị trí thuận lợi không chỉ bởi các cửa khẩu mà còn bởi một phần lãnh thổ gắn với vùng kinh tế trọng điểm Bắc Bộ, với những trung tâm đô thị lớn vào bậc nhất của cả nước ta (Hà Nội, Hải Phòng).

Đông Bắc là một vùng giàu tài nguyên khoáng sản, trong đó có những loại có ý nghĩa quan trọng đối với quốc gia như: than, apatit, sắt, đồng, chì, kẽm, thiếc... Đông Bắc có vùng than Quảng Ninh lớn nhất cả nước, là vùng duy nhất ở nước ta có mỏ apatit với trữ lượng lớn và tập trung.

Vùng Đông Bắc có tiềm năng du lịch phong phú, đa dạng và có sức hấp dẫn không những với du khách trong nước mà còn cả với khách du lịch quốc tế. Nơi đây có khả năng đón nhận số lượng lớn khách du lịch với nhiều loại hình khác nhau. Đó là vịnh Hạ Long (Quảng Ninh), một danh lam thắng cảnh được công nhận là Di sản thiên nhiên của Thế giới; bãi biển Trà Cổ quanh năm lộng gió được đánh giá là bãi biển đẹp nhất phía Bắc Việt Nam; nhiều hồ nước lớn với cảnh quan hấp dẫn (hồ Ba Bể, hồ Núi Cốc); các thác nước Bản Dốc, Đầu Đẳng (Cao Bằng) hoặc các cánh rừng già nguyên sinh như vườn quốc gia Ba Bể, Tam Đảo với hệ sinh thái rừng rậm nhiệt đới làm thoả mãn trí tò mò của du khách và lòng say mê nghiên cứu của các nhà khoa học.

Về mặt văn hoá-lịch sử, vùng Đông Bắc phản ánh