

# MỞ ĐẦU

## 1. Tính cấp thiết của đề tài

Hiện nay, chất lượng không khí trong môi trường dân sinh cũng như môi trường công nghiệp ngày càng xuống thấp. Sự gia tăng các nguồn khí thải nhân tạo từ các hoạt động công nghiệp và sinh hoạt đã đưa vào khí quyển hàng trăm tấn khí độc hại như:  $H_2S$ ,  $NH_3$ ,  $SO_2$ ,  $NO_x$ ,  $CO$ ,  $CO_2$ ,  $O_3$ ... Đây là một trong những hiểm họa trong cuộc sống hiện đại khi mà lĩnh vực sản xuất ngày càng phát triển. Bên cạnh việc nâng cao chất lượng sản xuất có tính bền vững và bảo vệ môi trường thì công tác giám sát, cảnh báo chất lượng không khí cũng rất quan trọng. Trong môi trường công nghiệp các loại khí độc hại nếu vượt quá một tỷ lệ giới hạn nhất định sẽ ảnh hưởng trực tiếp đến sức khỏe người lao động cũng như môi trường sống của con người. Do vậy, vấn đề nâng cao chất lượng đo lường, giám sát các loại khí độc hại để đưa ra các giải pháp hạn chế, loại bỏ chúng là nhiệm vụ cấp bách và quan trọng trong việc bảo vệ môi trường và an sinh xã hội.

Về vấn đề này, trên thế giới và Việt Nam đã và đang có nhiều các nhà khoa học quan tâm và công bố nhiều kết quả nghiên cứu của mình. Tuy nhiên, môi trường công nghiệp rất phức tạp với sự pha trộn của rất nhiều loại khí, bên cạnh đó yếu tố nhiệt độ và độ ẩm của môi trường cũng dẫn đến làm suy giảm độ chính xác của các phép đo. Vì vậy vấn đề nghiên cứu nâng cao chất lượng cho các phép đo nồng độ khí vẫn còn tồn tại nhiều bất cập, hạn chế cần phải tiếp tục nghiên cứu, hoàn thiện.

## 2. Mục đích nghiên cứu

Mục đích nghiên cứu của luận án là ứng dụng ANN để nâng cao chất lượng cảm biến bán dẫn đo nồng độ khí  $H_2S$ ,  $NH_3$  và  $CO$ .

### **3. Đối tượng nghiên cứu và phạm vi nghiên cứu**

Đối tượng nghiên cứu của luận án là các cảm biến loại bán dẫn đo nồng độ khí độc hại trong môi trường công nghiệp.

Phạm vi nghiên cứu: Các loại cảm biến bán dẫn có đặc tính phi tuyến làm việc trong điều kiện bị ảnh hưởng của yếu tố môi trường như nhiệt độ và độ ẩm với hỗn hợp khí đầu vào, từ đó đề xuất các cấu trúc cảm biến ANN để nâng cao độ chính xác cho phép đo.

### **4. Phương pháp nghiên cứu**

#### ***4.1. Nghiên cứu lý thuyết***

Luận án tập trung phân tích những ưu, nhược điểm các cảm biến bán dẫn là phần tử quan trọng trong hệ thống đo và phát hiện nồng độ các khí độc hại trong môi trường công nghiệp để đề xuất phương pháp nâng cao chất lượng phép đo.

Nghiên cứu lý thuyết ANN nói chung và ANN MLP nói riêng, ứng dụng ANN đề xuất xây dựng cấu trúc cảm biến có tích hợp ANN để nâng cao chất lượng cảm biến bán dẫn.

#### ***4.2. Mô phỏng và thực nghiệm kiểm chứng kết quả***

Kiểm chứng các kết quả nghiên cứu lý thuyết bằng mô phỏng off-line trên phần mềm Matlab để đánh giá những kết quả đạt được của các giải pháp đã đề xuất.

Xây dựng mô hình thực nghiệm tiến hành kiểm chứng bằng thực nghiệm trên cảm biến thực cho ứng dụng loại trừ sai số của yếu tố ảnh hưởng.

### **5. Ý nghĩa khoa học và thực tiễn của đề tài**

Luận án có ý nghĩa khoa học và thực tiễn trong lĩnh vực đo lường và ANN.

Ý nghĩa khoa học: Sử dụng phương pháp ứng dụng ANN, là công cụ với khả năng tính toán song song, bền với nhiễu và lỗi của số liệu đầu vào, có khả

năng thực thi dưới dạng phần mềm hoặc phần cứng để nâng cao chất lượng của cảm biến đo nồng độ khí.

Ý nghĩa thực tiễn: Kết quả nghiên cứu của luận án có thể sử dụng để tích hợp, cải tiến, chế tạo mới các cảm biến bán dẫn đo nồng độ chất khí trong môi trường công nghiệp.

## **6. Những đóng góp mới của luận án**

Nghiên cứu một số vấn đề lý luận và mô phỏng, kiểm nghiệm thực tế nhằm ứng dụng ANN để nâng cao chất lượng cảm biến bán dẫn đo nồng độ khí  $H_2S$ ,  $NH_3$  và  $CO$  trong khí thải công nghiệp cụ thể là trong các ứng dụng:

- Xây dựng cấu trúc cảm biến ứng dụng mạng ANN để bù sai số của yếu tố ảnh hưởng, ANN có cấu trúc đơn giản có một đầu vào là nhiệt độ, số nơ-ron lớp ẩn thấp chỉ từ 1→2 nơ-ron để xấp xỉ chính xác các đặc tính ảnh hưởng của nhiệt độ và độ ẩm tới kết quả đo, từ đó làm cơ sở cho ứng dụng bù, phần bù chỉ dùng phương pháp nội suy tuyến tính và tính toán, đây là đóng góp mới và khác biệt với các công trình khác sử dụng ANN có hai đầu vào là nhiệt độ, độ ẩm và số lớp ẩn, số nơ-ron lớp ẩn lớn.
- Xây dựng cấu trúc cảm biến ứng dụng mạng ANN có khả năng loại trừ tính phản ứng đa khí đó là có khả năng phân biệt và ước lượng chính xác được nồng độ khí thành phần có trong hỗn hợp khí đầu vào.
- Xây dựng cấu trúc cảm biến ứng dụng mạng ANN có thể điều chỉnh đặc tính của cảm biến.
- Ngoài ra còn đóng góp xây dựng cấu trúc cảm biến tích hợp ba chức năng như: Bù sai số nhiệt độ và độ ẩm, khắc phục tính phản ứng đa khí và điều chỉnh đặc tính của cảm biến.

## **7. Kết cấu của luận án**

**Mở đầu:** Trình bày các vấn đề chung của luận án, tóm tắt về nội dung nghiên cứu, những đóng góp mới và kết cấu của luận án.

**Chương 1.** Tổng quan về các cảm biến bán dẫn đo nồng độ khí trong môi trường công nghiệp.

Giới thiệu về cảm biến bán dẫn, một số yếu tố ảnh hưởng đến chất lượng phép đo, tổng quan các công trình đã nghiên cứu và các phương pháp nâng cao chất lượng cảm biến bán dẫn, từ đó tổng hợp lại các vấn đề còn tồn tại cần tiếp tục nghiên cứu cho giải pháp nâng cao chất lượng đo nồng độ khí độc hại trong môi trường công nghiệp.

**Chương 2.** Ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo nâng cao chất lượng cảm biến bán dẫn đo nồng độ khí.

Đây là nội dung nghiên cứu chính của luận án, luận án đề xuất cấu trúc cảm biến ứng dụng ANN, cụ thể là ANN MLP để giảm sai số ảnh hưởng, loại trừ tính phản ứng đa khí và điều chỉnh đặc tính để nâng cao chất lượng cho cảm biến bán dẫn đo nồng độ chất khí.

**Chương 3.** Mô phỏng các giải pháp nâng cao chất lượng cảm biến đo nồng độ khí đề xuất. Ở chương này tác giả thực hiện mô phỏng trên phần mềm Matlab/Mfile các giải pháp đề xuất của luận án. Sử dụng cơ sở lý thuyết và cấu trúc đã đề xuất trong chương 2.

**Chương 4.** Xây dựng hệ thống thực nghiệm ứng dụng ANN bù sai số của yếu tố ảnh hưởng của cảm biến.

Với kết quả của chương 3 xác định được thông số tối ưu của cấu trúc ANN để triển khai trên thiết bị thực. Sử dụng nồng độ khí chuẩn và cảm biến MQ136 có ứng dụng ANN để bù sai số của các yếu tố ảnh hưởng đo nồng độ khí H<sub>2</sub>S nhằm khẳng định kết quả nghiên cứu lý thuyết.

**Phần cuối cùng** là kết luận và hướng phát triển, danh mục các tài liệu tham khảo và các công trình đã công bố của luận án.

## **CHƯƠNG 1. TỔNG QUAN VỀ CÁC CẢM BIẾN BÁN DẪN ĐO NỒNG ĐỘ KHÍ TRONG MÔI TRƯỜNG CÔNG NGHIỆP**

Trong chương này sẽ trình bày tiêu chuẩn chất lượng một số chất khí độc hại trong môi trường không khí, để từ đó làm cơ sở lựa chọn các cảm biến đo nồng độ khí trong môi trường công nghiệp. Tiếp theo là nghiên cứu một số yếu tố ảnh hưởng đến cảm biến, tổng quan các công trình đã nghiên cứu và các phương pháp nâng cao chất lượng cảm biến, tổng hợp lại các vấn đề còn tồn tại cần tiếp tục nghiên cứu cho giải pháp nâng cao chất lượng cảm biến đo nồng độ khí độc hại trong môi trường công nghiệp.

### **1.1. Tầm quan trọng của các loại cảm biến đo nồng độ khí độc hại**

#### ***1.1.1. Ảnh hưởng của các chất khí độc hại đến sức khỏe con người***

Như chúng ta biết, con người không thể sống được nếu môi trường sống thiếu không khí. Tuy nhiên môi trường không khí hiện nay đang bị ô nhiễm rất nặng nề. Ô nhiễm môi trường không khí đang là một vấn đề bức xúc đối với môi trường đô thị, công nghiệp và các làng nghề ở nước ta trong giai đoạn phát triển hiện nay. Ô nhiễm môi trường không khí có tác động xấu đến sức khỏe con người, ảnh hưởng đến các hệ sinh thái và biến đổi khí hậu,... Công nghiệp hoá càng mạnh, đô thị hoá càng phát triển thì nguồn khí thải gây ô nhiễm môi trường không khí càng nhiều, áp lực làm biến đổi chất lượng không khí theo chiều hướng xấu càng lớn do đó yêu cầu bảo vệ môi trường không khí càng quan trọng. Trong các loại khí độc hại đó phải kể tới: Khí CO (nguồn khí thải từ các lò than, động cơ ô tô, xe máy...), khí H<sub>2</sub>S và khí NH<sub>3</sub> (nguồn khí thải trong sản xuất nông nghiệp) là ba trong các loại khí độc hại hàng ngày con người chúng ta thường xuyên tiếp xúc.

- Khí CO (Cacbonmonoxit), là loại khí không màu, không mùi, không vị, tạo ra do sự cháy không hoàn toàn của nguyên liệu chứa Các bon (C). Khi hít

phải CO sẽ đi vào máu khiến cho cơ thể bị ngạt. Ở nồng độ nhỏ có thể gây đau đầu chóng mặt. Ở những nồng độ lớn hơn có thể gây tổn hại đến hệ thống tim mạch thậm chí gây tử vong. Khí CO hình thành ở những nơi đốt than thiếu ôxy, như từ khói thải của lò gạch nơi mà than cháy không triệt để, ống khói nhà máy nhiệt điện dùng than đá, các nồi nấu nhựa đường, khí xả động cơ ô tô, xe máy hay bếp than...

- Khí H<sub>2</sub>S (hidrosunfua), mang mùi hôi thum thum như trứng thối, cực độc và dễ cháy nổ. H<sub>2</sub>S là khí gây ngạt vì chúng tước đoạt ôxy rất mạnh; khi hít phải nạn nhân có thể bị ngạt, bị viêm màng kết do H<sub>2</sub>S tác động vào mắt, bị các bệnh về phổi vì hệ thống hô hấp bị kích thích mạnh do thiếu ôxy, có thể gây thở gấp và ngừng thở. H<sub>2</sub>S ở nồng độ cao có thể gây tê liệt hô hấp và nạn nhân bị chết ngạt. Khí H<sub>2</sub>S xuất hiện do đốt cháy không hoàn toàn các nhiên liệu (than đá, dầu...) chứa nhiều lưu huỳnh. H<sub>2</sub>S cũng bốc lên từ bùn ao, đầm thiếu ôxy (là nguyên nhân làm cá chết ngạt) hay trong các trang trại nuôi gia cầm công nghiệp.

- Khí NH<sub>3</sub> (amoniac) là một chất khí độc, có mùi khai, tan nhiều trong nước. Trong môi trường tự nhiên, amoniac có ở đất, do các vi khuẩn tạo ra và quá trình phân hủy xác động, thực vật, chất thải từ động vật. NH<sub>3</sub> còn xuất phát từ các nguồn khí và nước thải trong nông nghiệp, công nghiệp, được xem là chất gây độc hại môi trường. Độc tính của chất này tùy thuộc vào nồng độ và dạng tiếp xúc. Ở hàm lượng thấp, NH<sub>3</sub> gây cảm giác cay buốt, hàm lượng cao có thể khiến mù lòa, mùi có thể làm con người dị ứng nghiêm trọng. Chất này được xem là nguyên nhân lâu dài của bệnh viêm cuống phổi.

Xuất phát từ những ảnh hưởng xấu của một số chất khí độc hại trên, Bộ Tài nguyên môi trường đã đưa ra những quy chuẩn nồng độ tối đa cho phép của một số khí này như trong bảng 1.1

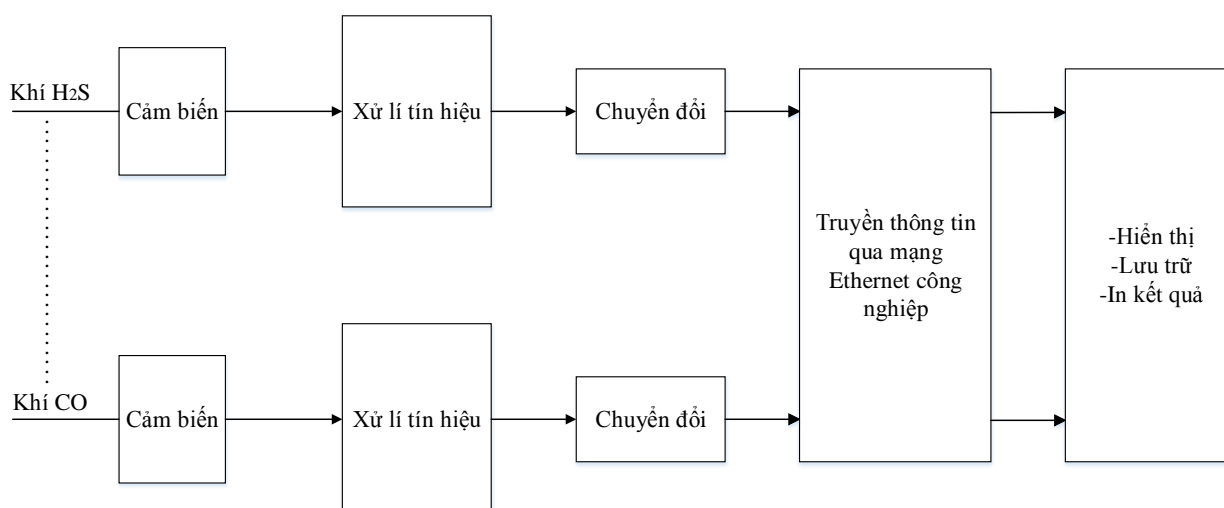
Bảng 1.1. Nồng độ tối đa cho phép của một số chất độc hại trong không khí xung quanh [1, 2]

TT	Thông số	Công thức hóa học	Nồng độ cho phép ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )
1	Amoniac [2]	$\text{NH}_3$	200
2	Hydrosunfua [2]	$\text{H}_2\text{S}$	42
3	Cacbon monoxit [1]	$\text{CO}$	30000

Dựa vào các thông số trên bảng 1.1 làm cơ sở lựa chọn các cảm biến đo và cảnh báo nồng độ khí trong môi trường công nghiệp.

### 1.1.2. Giới thiệu chung về cảm biến đo nồng độ khí

Trên hình 1.1 trình bày sơ đồ nguyên lý một hệ thống đo và giám sát khí trong môi trường công nghiệp. Các nồng độ khí cần đo và cảnh báo được cảm nhận bằng các cảm biến tương ứng, xử lý tín hiệu đo rồi qua các bộ chuyển đổi, truyền thông để lưu trữ, hiển thị, cảnh báo. Trong hệ thống này một trong những khâu rất quan trọng quyết định đến chất lượng của hệ thống đó là các cảm biến đo nồng độ khí bởi nó là khâu đầu tiên trong toàn bộ hệ thống, tiếp xúc trực tiếp với môi trường đo.



Hình 1.1. Sơ đồ hệ thống giám sát nồng độ chất khí trong môi trường công nghiệp

Do nồng độ các loại khí người ta thường dùng các loại cảm biến khác nhau [8, 23]. Các cảm biến đo nồng độ khí truyền thống có độ chính xác cao đó là sắc ký khí, thiết bị phân tích phổ linh động ion, thiết bị phân tích phổ khối lượng và thiết bị phân tích phổ hấp thụ hồng ngoại... Tuy nhiên, các thiết bị đo này có hạn chế như: kích thước lớn, cấu tạo phức tạp, giá thành cao, quá trình vận hành sử dụng thiết bị khó khăn và thời gian phân tích dài. Vì lý do đó, các thiết bị này đều được lắp đặt cố định và không thích hợp cho việc thực hiện phân tích nhanh và trực tiếp tại hiện trường. Để đáp ứng được với yêu cầu thực tế, các cảm biến khí hóa học trên cơ sở vật liệu dạng rắn (*solid-state chemical gas sensor*), cảm biến bán dẫn, cảm biến nhiệt xúc tác, cảm biến điện hóa, cảm biến dựa trên hiệu ứng trường của một số linh kiện bán dẫn, v.v. được nghiên cứu và ứng dụng nhiều trong thực tế.

Cảm biến nhiệt xúc tác phù hợp cho phát hiện khí cháy nổ trong vùng nồng độ cao. Trong khi đó cảm biến bán dẫn phù hợp cho phát hiện khí oxy hóa/khử trong vùng nồng độ thấp, được sử dụng nhiều trong các hệ thống đo và phát hiện khí độc hại trong môi trường công nghiệp. Do vậy mà cảm biến bán dẫn được ứng dụng rộng rãi trong công nghiệp.

Nguyên lý làm việc của các cảm biến bán dẫn là dựa trên sự thay đổi độ dẫn điện của màng bán dẫn khi hấp thụ chất khí trên bề mặt ở nhiệt độ từ  $150^{\circ}\text{C} \div 500^{\circ}\text{C}$ . Có hai loại cảm biến bán dẫn được sử dụng thông dụng nhất được làm từ ô-xít kim loại:

Loại màng dày làm từ ô-xít thiếc ( $\text{SnO}_2$ ): loại này không có tính chọn lọc và thường được dùng để phát hiện sự thay đổi lớn lượng khí độc và khí cháy;

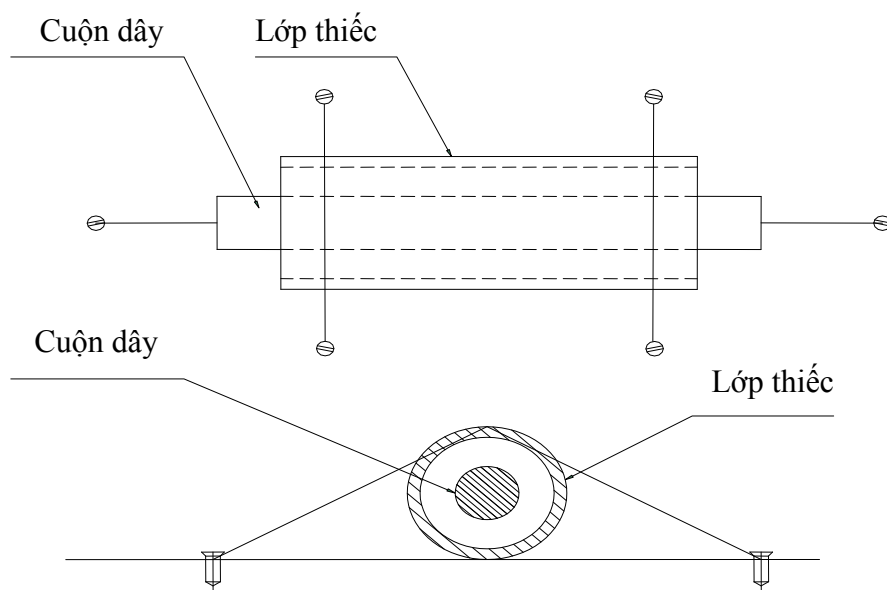
Loại cảm biến màng mỏng được làm từ  $\text{VO}_3$  (tri-ôxít vonfam): được dùng chủ yếu để phát hiện khí hydro sunfua.

- *Loại màng dày ( $\text{SnO}_2$ )* [8, 23]

Loại cảm biến màng dày trên hình 1.2 thường được cấu tạo bằng cách nung kết ô-xít thiếc lên một điện cực bằng gốm. Điện cực này có thể là một



mặt phẳng với sợi nung ở một mặt còn lại, hoặc ở dạng ống với sợi nung xuyên qua ống.



Hình 1.2. Cảm biến bán dẫn màng dây thiếc ô-xít ( $\text{SnO}_2$ )

Cơ chế phát hiện khí cần đo loại này rất phức tạp, đặc biệt là với khí độc. Nó là sự kết hợp các phản ứng trên bề mặt bao gồm cả sự hấp thụ khí cần đo. Khi cảm biến không được cấp nguồn, khí cần đo bám vào bề mặt dễ dàng hơn và hậu quả là cảm biến phải mất rất nhiều giờ để ổn định lại, điều này xảy ra ngay cả khi cảm biến không được cấp nguồn hay nhiệt độ làm việc thấp trong thời gian rất ngắn. Khi cảm biến phát hiện có khí, điện trở của lớp ô-xít thiếc giảm xuống tỉ lệ với nồng độ khí. Tỉ lệ thay đổi của điện trở không tuyến tính với nồng độ khí, do đó nó cần phải được tuyến tính hoá. Cảm biến loại này dễ bị ảnh hưởng bởi độ ẩm và ô-xy. Với một lượng nhỏ độ ẩm hoặc ô-xy cũng có thể gây mất ổn định cho cảm biến, thậm chí không làm việc cho đến khi các điều kiện làm việc bình thường được phục hồi trở lại.

- *Loại màng mỏng ( $\text{VO}_3$ )* [8, 23]

Cảm biến màng mỏng được cấu tạo bằng một vật liệu nền không dẫn điện gắn với hai hoặc nhiều điện cực dẫn điện. Vật liệu ô-xít kim loại được

gắn vào giữa các điện cực. Các bộ phận này được nung nóng ở nhiệt độ làm việc thích hợp.

Bề mặt lớp ô-xít kim loại bình thường sẽ hấp thụ ô-xy và tạo ra một trường điện từ đẩy các electron ra khỏi bề mặt. Khi có khí cần đo, khí này sẽ đẩy ô-xy (bằng cách chiếm chỗ hoặc phản ứng), từ đó giải phóng các electron để dẫn điện, nó thay đổi độ dẫn điện của chất bán dẫn. Độ dẫn điện của chất bán dẫn chính là nguồn tín hiệu.

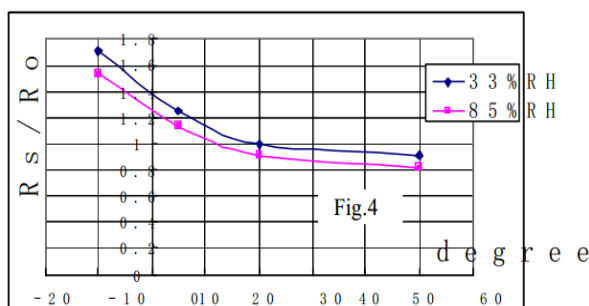
Do được ứng dụng rộng rãi trong công nghiệp nên cảm biến bán dẫn luôn được nghiên cứu và phát triển nhiều các giải pháp để nâng cao chất lượng và hoàn thiện.

## 1.2. Tổng quan về một số giải pháp nâng cao chất lượng cảm biến đo nồng độ khí

### 1.2.1. Các ưu, nhược điểm của cảm biến bán dẫn đo nồng độ khí

Cảm biến bán dẫn có nhiều ưu điểm [4, 8] như: Độ nhạy cao, thời gian hồi đáp nhỏ, mạch điều khiển đơn giản, dễ vận hành, phản ứng được với nhiều loại khí độc, hại. Tuy nhiên các cảm biến bán dẫn cũng có nhiều nhược điểm, cụ thể như sau:

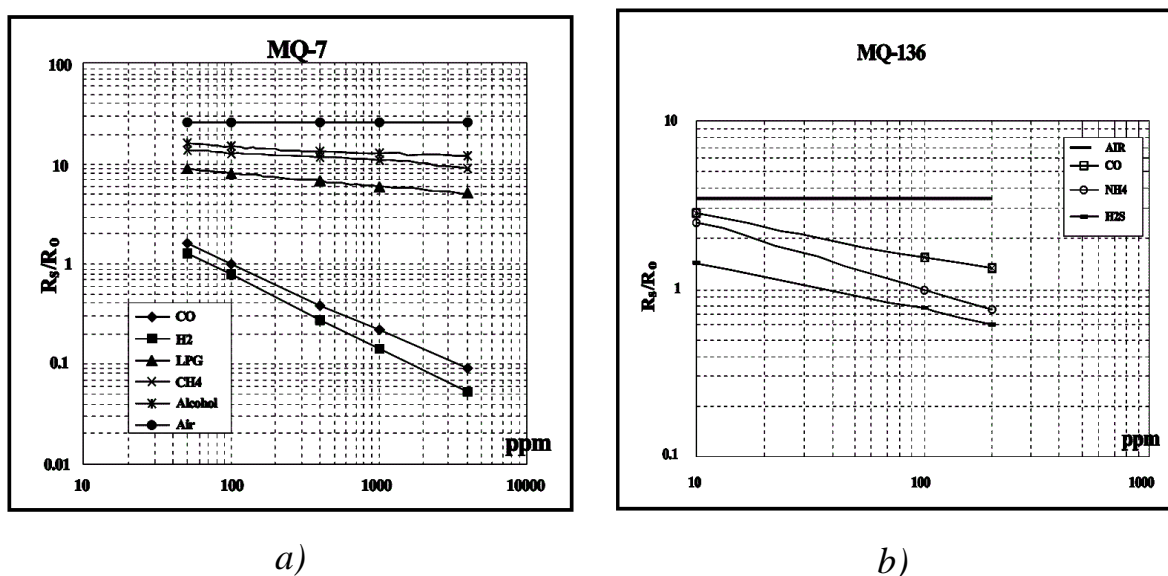
Cảm biến làm việc trong một môi trường cụ thể, nó luôn chịu ảnh hưởng của môi trường đo. Khi nhiệt độ và độ ẩm của môi trường đo khác điều kiện tiêu chuẩn ( $T^{\circ}\text{C}=20^{\circ}\text{C}$ ,  $\text{RH}\%=65\%$ ) thì các kết quả đo thay đổi rõ rệt, gây ra sai số cho kết quả đo như trên hình 1.3.



Hình 1.3. Đặc tính sự phụ thuộc của cảm biến MQ136 vào nhiệt độ và độ ẩm [45]

Trên hình 1.3 biểu diễn đặc tính sự phụ thuộc đầu ra của cảm biến MQ136 vào nhiệt độ và độ ẩm. Giá trị tỷ số điện trở  $R_s$  và điện trở  $R_o$  ( $R_s/R_o$ ) của cảm biến bị thay đổi khá rõ rệt khi nhiệt độ thay đổi từ  $-10\div 50^\circ\text{C}$  so với điểm  $20^\circ\text{C}$ , tương ứng với hai đường đặc tính thể hiện sự biến thiên độ ẩm 33% và 85%. Vì vậy việc bù sai số của yếu tố ảnh hưởng này là một nhiệm vụ thiết yếu.

Một đặc điểm nữa là hầu hết các loại cảm biến có khả năng phản ứng với nhiều loại khí. Đáp ứng đầu ra của cảm biến là đáp ứng xếp chồng từ nhiều yếu tố ảnh hưởng. Trên hình 1.4a, trong đó trục hoành là nồng độ (ppm) của các khí thành phần, trục tung là tỷ số  $R_s/R_o$  của cảm biến, như vậy MQ7 phản ứng với 3 loại khí CO, H<sub>2</sub>, CH<sub>4</sub> và trên hình 1.4b MQ136 phản ứng với khí CO, H<sub>2</sub>S, NH<sub>4</sub>,..., do vậy với một giá trị đầu ra chúng ta khó có thể ước lượng chính xác nồng độ của từng thành phần khí trong hỗn hợp. Do đó ứng dụng phát hiện và ước lượng nồng độ của một thành phần khí sẽ phức tạp và khó khăn khi có hỗn hợp khí trong môi trường đo.



Hình 1.4. Phản ứng đa khí của cảm biến: a) MQ7 [46] và b) MQ136 [45]

Ngoài ra, chức năng của cảm biến là ánh xạ mối quan hệ giữa đại lượng vật lý cần đo với một đại lượng điện ở đầu ra của bản thân cảm biến. Ánh xạ

này được thể hiện bằng đặc tính đáp ứng. Mỗi một cảm biến đều được chế tạo từ thực thể vật lý, bằng những vật liệu cụ thể, theo những công nghệ cụ thể. Do vậy, mặc dù được chế tạo theo những nguyên lý giống nhau, trong những điều kiện giống nhau, các chuyển đổi vẫn không đồng nhất về tính chất. Theo thời gian, vật liệu biến đổi dần về chất, sinh ra quá trình lão hoá khiến sự sai khác nêu trên càng tăng hơn và ngày càng rõ rệt, gây ra sự thay đổi của các đặc tính. Hơn thế nữa, đa số đặc tính của cảm biến là phi tuyến, do vậy nhu cầu điều chỉnh đặc tính đầu ra để thuận tiện hơn cho mạch đo thứ cấp là rất cần thiết.

Qua phân tích những đặc điểm chung, ưu khuyết điểm của các loại cảm biến bán dẫn đo nồng độ khí thải công nghiệp trên, ta thấy để sử dụng tốt các loại cảm biến này thì giải pháp nâng cao chất lượng cảm biến là vô cùng quan trọng. Từ đó luận án xác định đối tượng nghiên cứu là các loại cảm biến bán dẫn và tập trung nghiên cứu một số giải pháp nâng cao chất lượng như: Bù sai số của các yếu tố ảnh hưởng, khắc phục tính phản ứng đa khí và điều chỉnh đặc tính cho cảm biến.

### ***1.2.2. Tổng quan các giải pháp nâng cao chất lượng***

#### ***1. Các phương pháp bù sai số nhiệt độ và độ ẩm của môi trường đo***

Theo [17], các cảm biến khí có độ ổn định không cao, tuổi thọ thường thấp, trong quá trình làm việc chịu ảnh hưởng lớn của các điều kiện môi trường như nhiệt độ, độ ẩm và kể cả áp suất khí quyển. [4] chỉ ra rằng, một trong những sai số khó loại trừ nhất trong các cảm biến là sai số gây ra bởi các yếu tố ảnh hưởng của môi trường (hay các yếu tố không mang thông tin). Đã có nhiều phương pháp để giải quyết ứng dụng này. Trong [34] chia các giải pháp này thành 04 nhóm chính đó là:

- Hiệu chỉnh định kỳ, thường xuyên;
- Các phương pháp lọc;

- Các phương pháp thích nghi
- Các mô hình thông minh.

Tuy nhiên theo dòng lịch sử phát triển của các cảm biến thì phương pháp bù sai số này được chia thành 2 nhóm: Phương pháp xử lý truyền thống và phương pháp hiện đại.

✓ Phương pháp xử lý truyền thống: Nhóm phương pháp này được phát triển cùng với thành tựu trong lĩnh vực công nghệ vật liệu bán dẫn, công nghệ vi điện tử để thực hiện chức năng bù sai số gây ra bởi yếu tố ảnh hưởng:

Công trình [22] nghiên cứu nguyên lý làm việc của các cảm biến dạng MOX dựa trên sự hấp thụ hóa học và sự giải phóng các khí trên bề mặt của cảm biến. Đặc tính đầu ra của cảm biến là điện trở  $R_s$  phụ thuộc vào nồng độ của chất khí cần đo thì quan hệ đó là:

$$R_s = A.C^{-\alpha} \quad (1.1)$$

với A là hằng số của cảm biến, C là nồng độ của thành phần khí,  $\alpha$  là hệ số suy giảm điện trở của cảm biến do nhiệt độ môi trường xung quanh vì nhiệt độ môi trường đã ảnh hưởng mạnh đến đặc tính nhạy cảm do thay đổi tỷ lệ phản ứng hóa học. Ngoài ra, độ ẩm làm giảm giá trị tổng trở tương đương của cảm biến. Đáp ứng của cảm biến dạng MOX phụ thuộc mạnh vào các thông số nhiệt độ và độ ẩm do hơi nước hấp thụ trên bề mặt của cảm biến. Do vậy trong mạch sử dụng một điện trở bù nhiệt có mức độ biến thiên phụ thuộc vào nhiệt độ cũng tương đương với nhiệt độ cảm biến, khi đó điện áp đầu ra của mạch đo sẽ ổn định hơn theo nhiệt độ.

Trong [24] đã nghiên cứu các phương pháp lọc. Có hai nhóm phương pháp lọc chính: đó là nhóm các phương pháp xử lý đường cơ bản và nhóm các phương pháp xử lý theo tần số. Nhóm các phương pháp xử lý theo đường cơ bản sử dụng tín hiệu đo tại thời điểm ban đầu  $y(0)$  (hoặc tại thời điểm chưa có

thành phần khí cần đo xuất hiện) để hiệu chỉnh lại đầu ra của cảm biến  $y(t)$ . Nhóm này có 3 phương pháp hiệu chỉnh như sau:

1. Hiệu chỉnh vi sai:

$$y_{new} = y(t) - y(0) \quad (1.2)$$

2. Hiệu chỉnh tỷ lệ:

$$y_{new} = \frac{y(t)}{y(0)} \quad (1.3)$$

3. Hiệu chỉnh tương đối:

$$y_{new} = \frac{y(t) - y(0)}{y(0)} \quad (1.4)$$

Các phương pháp lọc theo tần số, lọc wavelet được trình bày trong trong [28, 43]. Phương pháp lọc wavelet được đánh giá cao hơn các phương pháp lọc tĩnh (các bộ lọc thông thấp, thông cao hay chắn dải,...) do phân tích wavelet không những cho phép chọn các tần số cần lọc, mà còn cho phép chọn cửa sổ thời gian cần lọc. Điều này phù hợp với trạng thái làm việc theo xung của các cảm biến khi có luồng khí thổi qua bề mặt.

Bên cạnh việc sử dụng các phần tử bù nhiệt, đối với các mạch đo có sử dụng vi xử lý, [20] đã sử dụng các hàm hiệu chỉnh (1.5):

$$\left(\frac{R_s}{R_0}\right)_{corr} = \left(\frac{R_s}{R_0}\right)(a + b \cdot T) \quad (1.5)$$

$$\left(\frac{R_s}{R_0}\right)_{corr} = \left(\frac{R_s}{R_0}\right)(a + b \cdot T + c \cdot RH)$$

Từ giá trị điện trở tỷ lệ  $R_s / R_0$ , nồng độ khí ppm được xấp xỉ từ đường cong theo hàm trên theo quan hệ tuyến tính (1.6):

$$ppm = \alpha + \beta \cdot \left(\frac{R_s}{R_0}\right)_{corr} \quad (1.6)$$

Trong [31], tác giả đã khảo sát việc sử dụng 4 hàm tuyến tính và phi tuyến của cảm biến cùng nhiệt độ để hiệu chỉnh lại chỉ số của đặc tính. Các hàm được sử dụng trong đó là:

$$\begin{aligned}
 1. \quad & y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3; \\
 2. \quad & y = y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + b_{12}x_1x_2 + b_{13}x_1x_3 + b_{23}x_2x_3; \\
 3. \quad & y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + b_{11}x_1^2 + b_{22}x_2^2 + b_{33}x_3^2; \\
 4. \quad & y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + b_{11}x_1^2 + b_{22}x_2^2 + b_{33}x_3^2 + b_{12}x_1x_2 + b_{13}x_1x_3 + b_{23}x_2x_3;
 \end{aligned} \tag{1.7}$$

với  $x_1$  – điện áp trên cảm biến,  $x_2$  – điện trở của tải,  $x_3$  – nhiệt độ. Kết quả thu được với khí CO, thì phương pháp số 4 có kết quả tốt nhất cho cả 4 cảm biến TGS-822 (sai số 14,26%), TGS-2600 (8%), TGS3870 (1,68%), TGS-4160 (7,01%). Với các khí hydro và metan, phương pháp số 4 cũng đạt kết quả tốt nhất.

Trong công trình [50] sử dụng hàm phi tuyến để bù sai số của hai yếu tố ảnh hưởng nhiệt độ và độ ẩm như (1.8):

$$\begin{aligned}
 \log(ppm) = & \beta_1 + \beta_2 \cdot \log(R_s) + \beta_3 \cdot T + \beta_4 \cdot RH + \beta_5 \cdot T^2 + \beta_6 \cdot RH^2 + \beta_7 \cdot \log^2(R_s) + \\
 & \beta_8 \cdot T \cdot \log(R_s) + \beta_9 \cdot T \cdot RH + \beta_{10} \cdot RH \cdot \log(R_s) + \beta_{11} \cdot T \cdot RH \cdot \log(R_s)
 \end{aligned} \tag{1.8}$$

trong đó:  $R_s$  – điện trở của cảm biến,  $T$  – nhiệt độ môi trường,  $RH$  – độ ẩm môi trường.

✓ Phương pháp hiện đại: một hướng có nhiều tính chất mới là nghiên cứu ứng dụng tính toán nơ-ron, bởi ANN các phép tính toán, xử lý được triển khai song song gần như tuyệt đối.

Mạng nơ-ron đã được nhiều tác giả đề xuất trong các công trình về ước lượng, nhận dạng, dự báo,... Sử dụng trong xử lý tín hiệu từ các cảm biến nói chung và cảm biến đo khí nói riêng, có thể kể tới các công trình [18] dùng mạng SOM để khắc phục hiện tượng trôi dạt đường cơ sở, [38] dùng mạng ART với mục đích tương tự.

Trong [33], một mạng nơ-ron MLP 3 đầu vào đã được dùng để bù sai số nhiệt độ và độ ẩm cho hai cảm biến TGS813 và TGS2611. Sai số đạt được dao động trong khoảng từ 3,7% đến 5,9% tương ứng cho hai cảm biến đã lựa chọn.

Đặc tính chuyển đổi độ pH thành tín hiệu điện thế của điện cực bị ảnh hưởng bởi nhiệt độ. Để bù sai số này [9] dùng mạng ANN có cấu trúc 2-25-1, nhưng không xét tới yếu tố ảnh hưởng của độ ẩm.

Các hệ số hiệu chỉnh còn được tìm kiếm bằng các thuật toán tối ưu hóa, các thuật toán tiến hóa [16].

Ở dạng thiết bị, mạch tích hợp, hãng Maxim Integrated [24] đề xuất sử dụng mô hình thêm 2 mạch DAC hoặc 4 mạch DAC vào cấu trúc phần cứng.

## ***2. Loại trừ tính phản ứng đa khí***

Vấn đề thứ hai về nâng cao chất lượng là loại trừ tính phản ứng đa khí của các cảm biến, các phương pháp dùng màng lọc khí thường được chế tạo đi kèm với cảm biến, hay dùng phương pháp phần mềm như phân tích PCA, ICA, logic mờ và các ANN cụ thể như sau:

Trong [41], hệ dùng 6 cảm biến, gồm 3 cảm biến TGS2602, TGS2620, TGS2201 kép của Taguchi, 1 cảm biến oxi  $O_2A_2$ , 1 cảm biến đa khí GSBT11 của Ogam Technology và cảm biến SHT2230 của Sensirion in Switzerland, để phát hiện lần lượt từng thành phần khí CO,  $C_6H_6$ ,  $C_7H_8$ ,  $NH_3$  và  $NO_2$ . Các tác giả sử dụng 3 mạng MLP hoạt động song song với cùng cấu trúc 6 đầu vào (ứng với 6 cảm biến), 10 nơ-ron ẩn và 1 đầu ra (ứng với nồng độ khí đang xét). Kết quả đạt được có độ tương quan cao 98,87 – 99% so với giá trị gốc. Tuy nhiên các tác giả chỉ thử nghiệm cho từng khí đầu vào mà không phải thử nghiệm trường hợp cho hỗn hợp nhiều thành phần khí cùng một lúc.

Trong [39] để khắc phục tính đa khí cho các cảm biến của City Technology, một hệ 5 cảm biến đã được sử dụng song song để tạo tín hiệu đo



đầu vào, dùng mạng nơ-ron truyền thẳng (Feed-forward Neural Network). Tuy nhiên các tác giả chưa đưa ra cấu trúc của mạng sử dụng cũng như sai số đạt được.

Trong [21] sử dụng ma trận 8 cảm biến và mạng nơ-ron để nhận dạng sự xuất hiện của thành phần khí  $O_3$ , LPG/LNG,  $NO_x$ , alcohol, smoke, VOC, CO, and  $NH_3$  trong hỗn hợp. Giải pháp chỉ phát hiện có hay không có thành phần khí mà không có ước lượng nồng độ.

Trong [19] thử nghiệm dùng 5 cảm biến (TGS 822, TGS 813, TGS 2600 của Figaro, MQ6 và MQ7 của Hanwei để phân loại 3 khí Metan, CO và LPG cùng với các điều kiện nhiệt độ môi trường thay đổi và điện trở cầu đo thay đổi. Các thông số của hỗn hợp khí được ước lượng bằng mô hình hàm mũ và mô hình ANN để so sánh. Kết quả cho thấy trong đa số các trường hợp, cảm biến TGS822 có độ nhạy cao nhất (trừ trường hợp khí metan ở nhiệt độ thấp thì các cảm biến TGS813, MQ-7, TGS2600 có độ nhạy cao hơn). Ở đây, tác giả không dùng ma trận cảm biến mà dùng độc lập từng cái để so sánh độ nhạy và độ chính xác của các cảm biến.

Trong [14], mạng nơ-ron MLP được sử dụng để làm khối nhận dạng mà không ước lượng thành phần khí trong hỗn hợp có thể chứa từ 1 đến 3 thành phần  $H_2$ ,  $CH_4$ ,  $C_4H_{10}$ . Ở đây mạng cảm biến gồm 3 cảm biến TGS-813, TGS-842 và TGS-2610, còn mạng MLP có cấu trúc 3-11-3, được huấn luyện trên cơ sở kết quả đo của 320 hỗn hợp với các thành phần nồng độ khí khác nhau, dao động trong khoảng từ 500 đến 1000ppm. Mô hình sử dụng thêm cảm biến nhiệt độ và độ ẩm để bù chỉ số của cảm biến trước khi đưa vào khối nhận dạng, tuy nhiên vẫn thấy cấu trúc ANN có 3 đầu vào. Kết quả thử nghiệm cho thấy có thể phát hiện chính xác được 98,7% các trường hợp.

Trong [13] sử dụng ma trận 3 cảm biến TGS8xx (đó là TGS813, TGS821 và TGS823) của Figaro cho ứng dụng nhận dạng các thành phần khí. Các cảm biến được xây dựng các mô hình bù sai số do nhiệt độ và độ ẩm một cách độc lập. Tuy nhiên các tác giả sử dụng các cấu trúc khá lớn để bù sai số, ví dụ như mạng 2 lớp ẩn với 3 đầu vào (chỉ số của cảm biến, nhiệt độ, độ ẩm), 9 nơ-ron ẩn lớp 1, 8 nơ-ron ẩn lớp 2 và 1 nơ-ron đầu ra được sử dụng cho cảm biến TGS822.

Trong [37] trình bày về khả năng ứng dụng ANN trong phân loại các hỗn hợp khí tổng hợp từ 3 khí ethanol, methanol và heptane (phân loại các hỗn hợp chứa từ 1 đến 2 thành phần, tổng cộng có 6 trường hợp). Mạng MLP được sử dụng có 33 đầu vào (gồm 17 giá trị đo liên tiếp từ 1 cảm biến và 16 hiệu số giữa hai giá trị đo liên tiếp), từ 5 đến 10 nơ-ron ẩn và 6 nơ-ron đầu ra. Với 1900 mẫu số liệu, mạng có thể nhận dạng chính xác 1814 mẫu, đạt 96%. Ở đây chỉ dùng 1 cảm biến nhưng đo ở 17 thời điểm liên tiếp (trong quá trình quá độ để xác định đường cong biến thiên của điện áp đầu ra, từ đó suy ra được các thành phần khí trong hỗn hợp đo).

Trong [35] sử dụng ma trận 9 cảm biến để xác định các thành phần 3 khí cháy nổ methane, propane, and butane. Mạng có 9 đầu vào (ứng với số đo từ 9 cảm biến), 8 nơ-ron ẩn và 9 đầu ra (ứng với 9 trường hợp nồng độ khác nhau của 3 loại khí) được sử dụng để tính toán và mô phỏng. Kết quả huấn luyện đạt được độ chính xác về nhận dạng 100%.

Một công cụ khác là các hệ suy luận lô-gic mờ đã được đề xuất sử dụng. Các tác giả trong [29] đã áp dụng lý thuyết này để phân loại nhưng không ước lượng một trong ba thành phần khí là CO, SO<sub>2</sub> và NH<sub>3</sub> trên cơ sở hệ thống đo gồm 3 cảm biến MQ131, MQ136 của Hanwei và TGS2602 của Figaro. Các tác giả đã chứng tỏ rằng một hệ suy luận đơn giản gồm 4 luật suy luận là đủ

khả năng phân biệt chính xác việc xuất hiện một trong ba thành phần khí đã nêu.

Khi xây dựng ứng dụng phân loại các thành phần khí, mạng MLP được [31] sử dụng để phân biệt nhưng không ước lượng nồng độ hai khí là butan ( $C_4H_{10}$ ) và propan ( $C_3H_8$ ). Tín hiệu đầu vào mạng vẫn là 3 tín hiệu gồm:  $x_1$  – điện áp trên cảm biến,  $x_2$  – điện trở của tải và  $x_3$  – nhiệt độ. Các kết quả tính toán cho thấy ở cảm biến TGS-822, mạng MLP với cấu trúc gồm 2 đầu vào, 5 nơ-ron ẩn và 1 đầu ra đạt được sai số 0,66% và cảm biến TGS-2600 sai số 0,16%. Tác giả cũng bước đầu áp dụng mạng lô-gic mờ Mamdani để xây dựng hàm suy luận. Tuy nhiên do sử dụng 5 phân đoạn cho mỗi biến đầu vào nên tổng cộng hệ thống có  $5 \times 5 \times 5 = 125$  luật, do vậy dẫn tới hiện tượng học quá khớp khiến cho sai số kiểm tra lớn.

Ngoài ra, trong [36] đã chỉ ra rằng mạng nơ-ron còn được sử dụng để ước lượng nhanh giá trị đo hội tụ của cảm biến trong trường hợp cần tăng tốc độ đáp ứng của hệ thống đo. Mạng được sử dụng có 2 đầu vào là 2 giá trị liên tiếp của điện áp đầu ra của cảm biến  $u(n-1)$  và  $u(n)$  (lấy mẫu với chu kỳ 20s), 4 nơ-ron ẩn và 1 nơ-ron đầu ra. Sai số trung bình thu được nhỏ hơn 5%. Tuy nhiên tác giả đã không xét đến quá trình quá độ đó là trường hợp khi chỉ số đo chưa ổn định do các cảm biến khí có tốc độ phản ứng chậm, nồng độ đầu vào thay đổi thì phải một thời gian sau chỉ số của cảm biến mới ổn định, có những trường hợp phải 5 phút mới ổn định.

Trong [15], mạng nơ-ron lai gồm một mạng Kohonen ghép nối với một mạng MLP ở đầu ra đã được sử dụng để xử lý tín hiệu từ một ma trận 5 cảm biến gồm 3 cảm biến dạng MOX của Figaro là TGS-815, TGS-822, TGS-842 và 2 cảm biến dạng điện hóa của Nemoto (là NAP-11A và NAP-11AE). Các mẫu hỗn hợp khí được đo ở điều kiện tiêu chuẩn  $T^{\circ} = 23^{\circ}C$ , độ ẩm  $RH = 70\%$

và có thể chứa từ 1 đến 4 thành phần khí là CO, CH<sub>4</sub>, methanol và propan/butan với nồng độ từ 50 đến 1000(ppm). Sai số ước lượng trung bình đạt 14,3(ppm).

Ngoài giải pháp ứng dụng ANN, trong [40] đề xuất sử dụng phân tích PCA để xử lý tín hiệu từ một ma trận cảm biến, do xuất phát từ quan điểm khi có nhiều cảm biến đo cùng một hỗn hợp khí thì khi có một thành phần khí biến thiên sẽ tạo ra các biến thiên đồng bộ tương ứng trong các cảm biến. Trong [12], phân tích PCA dùng 6 cảm biến và một cảm biến độ ẩm để phát hiện 5 thành phần khí NH<sub>3</sub>, H<sub>2</sub>S, CO, NO và C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>. Các tín hiệu từ cảm biến được phân tích bằng phương pháp khai triển theo các thành phần chính (PCA), tỷ lệ năng lượng chứa trong các PCA là 85% đã chọn so với tổng cộng tất cả các PCA. Tương tự như vậy, trong [32] các tác giả sử dụng phân tích theo các thành phần độc lập ICA để tách các ảnh hưởng của các thành phần khí tới hệ cảm biến.

### ***3. Điều chỉnh đặc tính của các cảm biến***

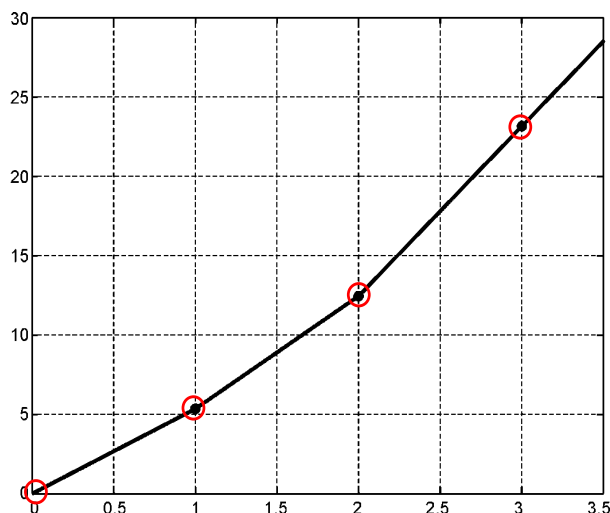
Để điều chỉnh đặc tính đầu ra của cảm biến, thông thường:

- Trước tiên xấp xỉ lại đặc tính cảm biến khi có hữu hạn điểm làm việc dựa trên đặc tính lý tưởng hoặc lấy mẫu từ thực nghiệm (qua nguồn khí chuẩn hoặc thiết bị đo có độ chính xác cao).
- Sau đó tuyến tính hóa đặc tính của cảm biến:

Tuyến tính hóa đặc tính của cảm biến có những phương pháp sau:

- Tuyến tính hóa từng đoạn [4]: trong đó, từ một số điểm mẫu chuẩn được xác định trước, đặc tính của cảm biến được coi là đường gấp khúc nối các điểm mẫu đó ở hình 1.5. Những giá trị này được lưu trong bộ nhớ, khi xử lý tới giá trị nào thì bộ nhớ sẽ truy xuất được giá trị tương ứng đó. Phần mềm để thực hiện công việc này rất linh hoạt để thực hiện chức năng tuyến tính hóa. Tuy nhiên khi yêu cầu độ chính xác càng cao, độ rời rạc càng nhỏ, thì số lượng mẫu

phải càng lớn mà điều đó không phải lúc nào cũng đáp ứng được. Không những vậy nhược điểm của phương pháp này còn là vấn đề thời gian để xử lý tín hiệu và sai số của phương pháp là tương đối lớn.



Hình 1.5. Tuyến tính hóa từng đoạn dựa trên một số điểm mẫu

- Phương pháp tuyến tính hóa đặc tính trên toàn dải đo của cảm biến [9]:

$$y_{new} = a + b.y \quad (1.10)$$

Đầu ra của cảm biến là  $y_{new}(x)$ , tuyến tính hơn  $y(x)$ . Đây là phương pháp ánh xạ đoạn đặc tính có dạng đường cong  $y(x)$  sang đoạn đặc tính dạng thẳng  $y_{new}(x)$  để có đặc tính mới là một đường tuyến tính thuận tiện cho thiết bị đo thứ cấp.

Các phương pháp xấp xỉ và tuyến tính hóa được nghiên cứu và ứng dụng từ việc dùng các phương pháp truyền thống đến các phương pháp hiện đại.

Trong số các phương pháp hiện đại để điều chỉnh đặc tính, các mạng nơ-ron được đề xuất sử dụng do khả năng xấp xỉ rất tốt các hàm phi tuyến [9]. Để minh họa việc dùng ANN tuyến tính hóa đặc tính phi tuyến, tác giả đã đưa ra một dạng đặc tính đường cong bậc hai, sau đó dùng ANN để tuyến tính hóa sang dạng đường thẳng. Trong [42], mô hình RF đã được sử dụng để điều chỉnh đặc tính của cảm biến.

### **1.3. Tình hình nghiên cứu nâng cao chất lượng cảm biến bán dẫn đo nồng độ khí**

#### ***1.3.1. Tình hình nghiên cứu ngoài nước***

Các công trình nghiên cứu ngoài nước về vấn đề nâng cao chất lượng đo nồng độ khí được nhiều tác giả quan tâm, giải quyết theo hai hướng chính:

- Giải pháp truyền thống, đó là ứng dụng kỹ thuật vi xử lý [23, 25...]. Tuy nhiên giải pháp sử dụng mạch phần cứng thường thích hợp hơn cho các nhà sản xuất nước ngoài vì trình độ công nghệ chế tạo trong nước chưa đáp ứng được yêu cầu độ chính xác quá cao.

- Giải pháp bù bằng phần mềm là xây dựng các hàm điều chỉnh được trình bày ở [20, 31, 50...].

Nhìn chung, đa số các phương pháp tính toán, xử lý hoặc có yêu cầu tính toán khá lớn, hoặc yêu cầu về thiết bị hoặc mạch tích hợp cao.

Các phương pháp đơn giản hơn như các thuật toán tuyến tính hóa, LUT,... phải chấp nhận sai số lớn hơn. Mặt khác các phương pháp này chưa đạt được tính tổ hợp và cơ động cao trong cấu trúc của hệ thống đo.

Để tránh những nhược điểm của các phương pháp truyền thống, giải pháp ứng dụng các công cụ hiện đại như lý thuyết mờ, lý thuyết ANN được nghiên cứu và triển khai. Kết quả của hàng loạt các công trình đã chứng minh cho tính khả thi đó [14, 15, 18, 38..]. Tuy nhiên ứng dụng ANN có cấu trúc mạng phức tạp (MLP 3 đầu vào) [33], số nơ-ron lớp ẩn cho ứng dụng bù sai số của yếu tố ảnh hưởng quá lớn (11 nơ-ron ẩn [14], 25 nơ-ron ẩn [9]), kết quả sai số lớn 14,3ppm [15]. Với một hỗn hợp nhiều khí mạng MLP chỉ nhận dạng mà không đưa ra kết quả ước lượng chính xác nồng độ của các khí thành phần. Khi ước lượng được nồng độ khí thì lại dùng các loại mạng khác có cấu trúc phức tạp, hoặc phải kết hợp hai loại mạng [15].

### **1.3.2. Tình hình nghiên cứu trong nước**

Công trình [9] đã ứng dụng ANN MLP để thông minh hóa cảm biến đo lường, cụ thể là xây dựng một thuật toán thiết kế ANN ứng dụng cho cảm biến đo lường đạt được các thông số cấu trúc tối ưu cho cấu trúc ANN. Tác giả của [9] đã nghiên cứu một số ứng dụng cụ thể đó là tuyến tính hóa đặc tính của cảm biến có dạng đường cong sang dạng đường thẳng, đồng thời ứng dụng ANN bù sai số do yếu tố ảnh hưởng của nhiệt độ mà chưa xét tới ảnh hưởng của độ ẩm. Cấu trúc ANN phức tạp: 2 đầu vào cho ứng dụng bù sai số của cảm biến đo độ pH gây bởi yếu tố ảnh hưởng là nhiệt độ dung dịch, 25 nơ-ron lớp ẩn. Ngoài ra, ứng dụng tuyến tính hóa và bù sai số được giải quyết độc lập, riêng rẽ chưa tích hợp trên cùng một loại cảm biến và kết quả chỉ dừng lại ở ứng dụng mô phỏng, chưa có thực nghiệm.

### **1.4. Định hướng nghiên cứu của luận án**

Qua tổng kết các công trình nghiên cứu trong và ngoài nước áp dụng các giải pháp để nâng cao chất lượng cho cảm biến bán dẫn đo nồng độ khí nhận thấy: Các giải pháp đã nghiên cứu đều có những ưu, nhược điểm nhất định. Giải pháp truyền thống thì đơn giản nhưng tính hiệu quả lại không cao. Giải pháp hiện đại thì dùng các loại mạng phức tạp như: SOM, ART, mạng lai, mạng MLP có cấu trúc phức tạp, số đầu vào nhiều, số lớp ẩn và số nơ-ron lớp ẩn lớn, điều này sẽ ảnh hưởng lớn đến tốc độ xử lý. Hơn nữa các công trình nghiên cứu trước, các chức năng nâng cao chất lượng cho một phép đo còn độc lập, một chức năng cho một cảm biến riêng rẽ, chưa tích hợp được nhiều chức năng trên cùng một cảm biến, chưa giải quyết được ứng dụng vừa bù sai số của yếu tố ảnh hưởng vừa loại trừ tính phản ứng đa khí và vừa điều chỉnh đặc tính đầu ra cho cảm biến. Ngoài ra hiện thực hóa ANN đã được nghiên cứu và ứng dụng nhiều ở các nước có công nghệ tiên tiến, những chip nơ-ron thương phẩm đã có và được giới thiệu trong [26, 27]. Vấn đề đặt ra cần

nghiên cứu là hiện thực hóa ANN trong điều kiện Việt Nam, nội địa hóa việc thiết kế các cảm biến có áp dụng các giải pháp nâng cao chất lượng dùng ANN cho cảm biến đo nồng độ khí trong môi trường công nghiệp. Đây là nhiệm vụ có tính cấp thiết và có tính khả thi cao trong tình hình công nghiệp đất nước đang phát triển, môi trường đang bị ô nhiễm và huỷ hoại. Từ khía cạnh nghiên cứu đó, vấn đề được đặt ra là ứng dụng ANN có cấu trúc đơn giản:

- Bù sai số yếu tố ảnh hưởng của môi trường là nhiệt độ và độ ẩm;
- Khắc phục tính phản ứng đa khí của cảm biến: đó là vừa phát hiện và ước lượng được chính xác nồng độ khí thành phần trong hỗn hợp khí đầu vào;
- Điều chỉnh đặc tính của cảm biến, cụ thể: Xấp xỉ lại đặc tính của cảm biến khi xác định được hữu hạn các điểm làm việc sau đó tuyến tính hóa;
- Xây dựng cấu trúc tích hợp ba chức năng: Bù sai số nhiệt độ, độ ẩm, khắc phục tính phản ứng đa khí và điều chỉnh đặc tính của cảm biến khi làm việc trong môi trường công nghiệp phức tạp.

### **1.5. Kết luận chương 1**

Chương 1 đã thực hiện:

- Tổng quan về cảm biến và các giải pháp nâng cao chất lượng cảm biến bán dẫn đo nồng độ khí,
- Tổng quan các công trình nghiên cứu nâng cao chất lượng cảm biến khí liên quan, chỉ rõ những vấn đề đã giải quyết và những vấn đề tồn tại của hướng nghiên cứu này.
- Xác định rõ nội dung nghiên cứu của luận án là ứng dụng ANN có cấu trúc đơn giản để nâng cao chất lượng của cảm biến bằng giải quyết các nội dung sau: Bù sai số của yếu tố ảnh hưởng, khắc phục tính phản



ứng đa khí của cảm biến, điều chỉnh đặc tính của cảm biến sau đó tích hợp cả ba chức năng trên cùng một hệ thống đo nồng độ khí.

Các nghiên cứu lý thuyết của chương 1 sẽ là tiền đề và cơ sở lý luận cho chương 2 xây dựng cấu trúc hệ thống để nâng cao chất lượng của cảm biến.

## **CHƯƠNG 2. ỨNG DỤNG MẠNG NƠ-RON NHÂN TẠO NÂNG CAO CHẤT LƯỢNG CẢM BIẾN BÁN DẪN ĐO NỒNG ĐỘ KHÍ**

Để có thể thực hiện việc ứng dụng ANN vào ứng dụng nâng cao chất lượng cảm biến đã đề xuất ở chương 1. Trong chương này, luận án sẽ tập trung nghiên cứu về những điểm mạnh của ANN, cụ thể là mạng MLP, đi sâu tìm hiểu về ứng dụng của ANN trong các cảm biến đo lường để đề xuất cấu trúc cảm biến ứng dụng mạng MLP để nâng cao chất lượng cho cảm biến đo nồng độ khí.

### **2.1. Cơ sở lý thuyết của ANN MLP**

#### **2.1.1. Những điểm mạnh của ANN**

Mạng nơ-ron được ứng dụng và phát triển từ khả năng huấn luyện được để tính toán của nó. Trước hết nó là một cấu trúc phân tán song song để có thể có được khả năng học và khái quát hoá. Sự khái quát hoá giúp cho mạng nơ-ron đưa ra được những thông tin tổng hợp đủ chính xác, mặc dù thông tin vào chưa từng gặp trong quá trình huấn luyện. Hai khả năng xử lý này của ANN giúp cho chúng có thể giải quyết những vấn đề phức tạp có quy mô lớn mà kỹ thuật tính toán truyền thống vẫn đang gặp khó khăn trong giải quyết hiện nay. Tuy nhiên, mạng nơ-ron không thể tự mình đưa ra giải pháp, đúng hơn là chúng cần được tích hợp vào trong hệ thống kỹ thuật. Những nhiệm vụ phức tạp được tách thành những nhiệm vụ đơn giản, và mạng nơ-ron đã được gán một tập con các nhiệm vụ (ánh xạ, nhận dạng, ghi nhớ liên kết, điều khiển). Mạng nơ-ron có những thuộc tính và khả năng hữu ích sau:

- **Xử lý phi tuyến:** Một phân tử nơ-ron được xem như một thiết bị phi tuyến. Mạng nơ-ron được tạo bởi chính những nơ-ron đó, bởi vậy nó cũng phi tuyến. Hơn nữa, sự phi tuyến là một khả năng đặc biệt, trong đó nó phân tán khắp mạng. Mạng có khả năng tính toán, xử lý với những mối quan hệ phi tuyến. Điều này là quan trọng vì rất nhiều

quan hệ giữa các đại lượng gặp trong các ứng dụng kỹ thuật là phi tuyến.

- Ánh xạ vào/ra (input-output mapping): Mô hình luật học phổ biến của mạng nơ-ron là học có hướng dẫn (supervised learning). Ban đầu mạng chỉ gồm một số hữu hạn các phần tử xử lý (hay nơ-ron đơn vị) kết nối với nhau thành một cấu trúc nhất định, các nơ-ron chưa có thông số. Sau khi được huấn luyện, mỗi nơ-ron đều có thông số của mình. Đó là giá trị của các trọng số đầu vào  $w$ , lượng bù  $b$  hay còn được gọi là lượng hiệu chỉnh và hàm truyền của nơ-ron. Tập hợp tất cả các thông số của toàn bộ nơ-ron trong mạng được gọi là bộ thông số cấu trúc của mạng. Trước khi luyện mạng số nơ-ron trong mạng, cấu trúc mạng được hiểu là một tập hợp các nơ-ron đơn lẻ được đấu nối thành một loại mạng nào đó theo một cách thức xác định bởi các nhà thiết kế. Ở bước đầu tiên của quá trình huấn luyện mạng, chương trình huấn luyện đưa ra sự lựa chọn từ tập hợp ngẫu nhiên các giá trị của các thông số cấu trúc. Với bộ thông số này, mạng thực hiện việc tính toán của mình để kết xuất những số liệu ở đầu ra. Chương trình luyện mạng so sánh số liệu này với mẫu, tính ra sự sai lệch, gọi là lỗi. Lỗi là căn cứ để chương trình luyện thay đổi, hiệu chỉnh các thông số cấu trúc nơ-ron, nhằm giảm sự sai khác giữa mẫu và đầu ra nơ-ron ở bước tiếp theo. Sự huấn luyện mạng được lặp lại nhiều lần với các mẫu trong tập hợp cho tới khi mạng đạt đến một trạng thái vững chắc, khi mà không còn những sự thay đổi quan trọng hơn nữa trong quá trình hiệu chỉnh các thông số, nếu số lượng mẫu luyện đủ lớn.
- Khả năng thích ứng (adaptivity): Các mạng nơ-ron có thể tích hợp sẵn chức năng học bổ sung để điều chỉnh lại đáp ứng đầu ra khi môi trường xung quanh thay đổi. Mạng nơ-ron cũng có thể dễ dàng huấn

luyện lại toàn bộ để giải quyết những thay đổi lớn trong môi trường vận hành hoặc để sử dụng trong các môi trường mới. Hơn nữa, khi vận hành trong môi trường động mạng nơ-ron có thể học bổ sung để thay đổi đáp ứng đầu ra trong thời gian thực. Cấu trúc tự nhiên của mạng nơ-ron phục vụ cho phân loại mẫu, xử lý tín hiệu và điều khiển ứng dụng. Đi đôi với những chức năng ấy là khả năng thích ứng với môi trường tạo nên công cụ lý tưởng cho việc phân loại mô hình thích hợp, tín hiệu xử lý thích hợp, và điều khiển thích hợp. Giả sử rằng hệ thống của chúng ta vận hành trong môi trường động do đó phải thiết kế sao cho có sự thích nghi cao hơn. Tuy nhiên sự thích ứng không phải lúc nào cũng mang lại hiệu quả cao. Ví dụ như một hệ thống có hằng số thời gian thích nghi nhỏ nên rất nhạy với thay đổi của môi trường, nó sẽ phản ứng với cả những cái nhiễu của môi trường nên hiệu quả lại bị giảm. Để thực thi tốt những lợi ích của sự thích nghi thì hằng số thời gian thiết yếu của hệ thống phải đủ lớn để hệ thống có thể bỏ qua nhiễu, nhưng phải đủ nhỏ để kịp đáp ứng với sự thay đổi của môi trường. Vấn đề ở đây được nói tới như là tính mềm dẻo của hệ thống. Sự thích nghi là một chủ đề có tính mở.

- Sự phản hồi dựa trên lập luận (evidential response): Trong lĩnh vực phân loại mẫu, mạng nơ-ron có thể được thiết kế để cung cấp thông tin không duy nhất về sự lựa chọn mẫu riêng biệt nào nhưng vẫn tin cậy khi ra quyết định. Thông tin mới có thể dùng loại bỏ mẫu không rõ ràng khi chúng xuất hiện và do đó cải thiện được sự phân loại của mạng.
- Thông tin ngữ cảnh (fault tolerance): Kiến thức được đại diện bởi chính cấu trúc và trạng thái kích hoạt của mạng nơ-ron. Tất cả nơ-ron

trong mạng đều bị ảnh hưởng bởi sự hoạt động của nơ-ron khác. Do đó thông tin nhiễu là có quan hệ tự nhiên với mạng nơ-ron.

- **Sự chỉnh lỗi:** Một mạng nơ-ron được xây dựng trong phần cứng có khả năng chỉnh lỗi lớn. Theo nghĩa này, sự thực hiện của nó làm giảm sự phức tạp dưới những điều kiện hoạt động đối lập. Chẳng hạn, nếu một nơ-ron hoặc liên kết của nó bị hỏng; nó sẽ gọi lại trong bộ dự trữ thay thế. Tuy nhiên, do thông tin phân tán trong mạng, tổn thất thông tin là khá lớn trước khi phản hồi lại toàn bộ. Như vậy, theo nguyên tắc một mạng nơ-ron sẽ giảm hiệu suất hoạt động chứ không phải bị mất mát thông tin hoàn toàn.
- **Tính khả thi trên các mạch VLSI:** Tính song song lớn của mạng nơ-ron tạo cho bản thân nó tiềm năng tính toán mạnh. Nét đặc trưng này tạo cho mạng nơ-ron phù hợp khả năng thực hiện VLSI. Ưu điểm đặc biệt của VLSI là cung cấp những hành vi phức tạp. Nó có thể sử dụng mạng nơ-ron như công cụ cho những ứng dụng trong hệ thời gian thực như nhận dạng, xử lý tín hiệu, và điều khiển.
- **Tính tương tự với nơ-ron sinh học:** Thiết kế mạng và thiết kế tính toán nơ-ron nhân tạo được thúc đẩy bởi ý tưởng mô phỏng hoạt động của hệ thần kinh sinh học là bộ não. Đó là bằng chứng để khẳng định rằng, tương tự như hệ nơ-ron sinh học, xử lý song song, khả năng chỉnh lỗi của ANN không chỉ là khả năng tự nhiên mà còn có thể khai thác chúng ở khía cạnh sức mạnh và tốc độ cao. Các nhà sinh vật học coi mạng nơ-ron nhân tạo như công cụ làm sáng tỏ sự kỳ lạ của nơ-ron sinh học. Chẳng hạn, những mạng thần kinh được sử dụng để cung cấp kiến thức về những vi mạch hoạt động trong hệ thống làm mất vận động, và cách chúng xử lý tín hiệu. Mặt khác các nhà nghiên cứu phân tích hoạt động của nơ-ron sinh học để bắt chước giải quyết những vấn

đề phức tạp của kỹ thuật. Sự mô phỏng nơ-ron sinh học cũng hữu ích trong lĩnh vực khác. Nó cũng giúp ta hiểu cấu trúc vật lý của nơ-ron sinh học.

Tuy mới được nghiên cứu và phát triển có kết quả trong khoảng hơn 25 năm trở lại đây, nhưng ANN đã có rất nhiều ứng dụng và miền ứng dụng cũng rất rộng [7]. Một số ứng dụng điển hình như là:

- Xử lý ảnh bằng máy tính;
- Xử lý tín hiệu, phân tích tín hiệu địa chấn, khí tượng, v.v.;
- Nhận dạng mẫu, phân loại sản phẩm, nhận dạng tiếng nói, vân tay, v.v.;
- Y học gồm: xử lý ảnh y học, phân tích kết quả đo lường trong khám bệnh, chẩn đoán bệnh, v.v. ;
- Trí tuệ nhân tạo, xây dựng các hệ chuyên gia.

Những lĩnh vực ứng dụng ANN nêu ở phần trên được phân ra một cách tương đối. Bản chất của các ứng dụng ở cả năm lĩnh vực đều có cơ sở là nhận dạng mẫu.

Xử lý ảnh là một quá trình phức tạp nhưng bản chất của quá trình này là ANN so sánh ảnh đang xét với các mẫu đã biết trước để tái tạo lại ảnh gốc sau khi bị sai lệch vì một nguyên nhân nào đó.

Xử lý tín hiệu, phân tích tín hiệu địa chấn để dự báo khí tượng cũng dựa trên nguyên lý nhận dạng mẫu. Bởi lẽ cơ sở của quá trình phân tích cũng là ANN so sánh cái thu nhận được với những cái đã được học từ trước.

Xây dựng các hệ chuyên gia trong nhiều lĩnh vực khác nhau cũng giống như xây dựng hệ chuyên gia trong chẩn đoán và chữa bệnh. Mà bản chất của hoạt động chuyên gia trong khám bệnh cũng là quá trình nhận dạng bệnh đang khám so với các bệnh đã được xác định theo các biểu hiện của triệu chứng lâm sàng trong quá khứ.

Những mẫu nêu trong những quá trình trên đều gắn với kết quả đo lường. Tuy nhiên ở trên không đề cập đo lường bằng phương tiện nào. Thông thường có thể hiểu rằng đó là kết quả đo lường bằng những phương pháp truyền thống bởi các thiết bị đo truyền thống. ANN chỉ được sử dụng cho quá trình phân tích và xử lý số liệu sau khi đo.

Một ứng dụng có quy mô nhỏ hơn ứng dụng của hệ chuyên gia là ứng dụng của kỹ thuật đo lường. Nếu phân tích chức năng của thiết bị đo, hay hẹp hơn là cảm biến đo lường, thì thấy rõ chức năng của chúng là lặp lại theo mẫu. Chữ “mẫu” ở đây có hai nghĩa.

Trong lý thuyết ANN, mẫu được hiểu là một tập hợp số liệu tương ứng với một phản ứng “kích thích - đáp ứng”, “vào - ra” dùng để luyện mạng.

Đối với ứng dụng đo lường, tập mẫu luôn được đảm bảo theo hai phương diện, số lượng và chất lượng. Đó là số lượng mẫu có đủ để xây dựng các tập mẫu luyện mạng và độ chính xác đảm bảo ở mức cần thiết.

Nếu dùng ANN trong đo lường, số mẫu để luyện mạng bao giờ cũng đảm bảo, vì nói chung mỗi thiết bị đo đều có chuẩn cao hơn. Do đó, việc tiến hành đo theo phương pháp chuẩn để lấy thêm mẫu thì về mặt nguyên tắc là hoàn toàn không bị giới hạn.

### **2.1.2. Mạng nơ-ron MLP**

Với các phần tử nơ-ron cơ bản, ta có thể xây dựng mô hình cấu trúc mạng bao gồm nhiều nơ-ron. Về mặt lý thuyết ta có thể xây dựng một mạng với cách ghép nối tùy ý tạo nên nhiều loại ANN [3, 10] mỗi loại mạng lại có những ưu, nhược điểm nhất định và lĩnh vực ứng dụng riêng của nó, tuy nhiên trong luận án này với ứng dụng đặt ra cần giải quyết thì mạng MLP là loại mạng thích hợp nhất, bởi:

- Nó có thể ánh xạ những đường cong có dạng như đặc tính vào - ra khác nhau của cảm biến. MLP có thể đào tạo được, nên có thể huấn luyện MLP để nó ánh xạ đặc tính theo ý muốn.
- Với bộ mẫu cho trước ta có thể xây dựng MLP, trên cơ sở đó có thể thực hiện chức năng nâng cao chất lượng cảm biến đo lường theo nghĩa tạo ra những đặc tính mong muốn của cảm biến, tự động bù giá trị với các biến đổi của môi trường làm ảnh hưởng đến phép đo để loại trừ các sai số, đảm bảo độ chính xác của phép đo, loại trừ nhược điểm tính chọn lọc kém của cảm biến.
- Việc ứng dụng tính toán MLP tạo ra khả năng thực hiện quá trình xử lý số liệu trong quá trình thiết kế mạng, do đó khi hoạt động MLP cần rất ít thời gian để xử lý số liệu, trong khi ở các hệ tính toán theo kiểu truyền thống thì quá trình xử lý số liệu lại diễn ra trong tiến trình thực hiện phép đo theo chương trình đã xây dựng. Chương trình tính toán và xử lý số liệu bao gồm tập hợp nhiều dãy lệnh, để thực hiện chương trình cần thời gian để thực hiện tuần tự từng lệnh trong những dãy lệnh đó cho tới khi kết thúc chương trình.
- Quá trình luyện mạng, xét về mặt chức năng gần như tương đương với quá trình lập và cài đặt chương trình cho các hệ tính toán theo phương pháp truyền thống. Nhưng quá trình luyện mạng lại có thể thực hiện khi thiết kế MLP, nghĩa là ngoài quá trình đo. Chính điều này cho phép rút ngắn thời gian thực hiện phép đo, giảm thời gian xử lý thông tin trong quá trình đo.

Như vậy dùng MLP với các lớp, tại mỗi lớp (trừ lớp đầu vào) ta có các nơ-ron, giữa hai lớp có các kết nối có trọng số. Các nghiên cứu đã chứng minh được rằng ta chỉ cần sử dụng tối đa 2 lớp ẩn là có thể mô hình hóa một hàm phi tuyến với độ chính xác tùy chọn [9]. Phần lớn chỉ dùng một lớp ẩn,



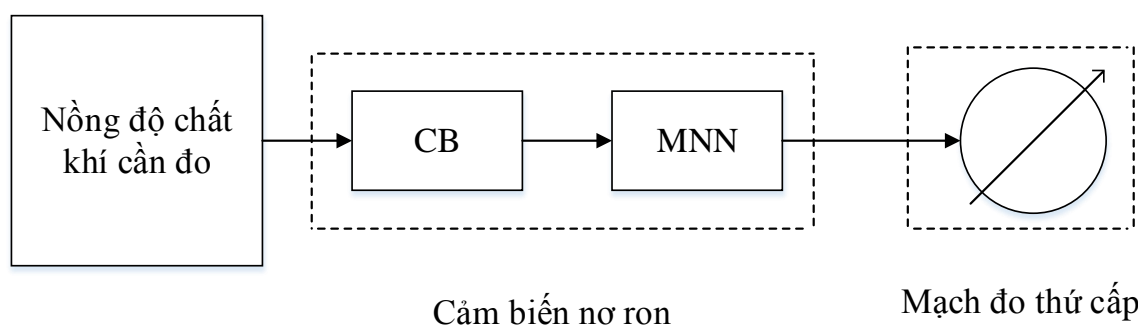
khi đó mạng MLP sẽ gồm có tổng cộng 3 lớp. Trong luận án này, mạng MLP với cấu trúc đơn giản, hợp lý được lựa chọn là giải pháp ANN dùng trong cả ba vấn đề chính được đề cập để nâng cao chất lượng của cảm biến đo nồng độ khí.

## 2.2. Ứng dụng ANN nâng cao chất lượng cảm biến

### 2.2.1. Cấu trúc cảm biến ứng dụng ANN nâng cao chất lượng cảm biến

Cảm biến đo lường thông minh dựa trên nền kỹ thuật vi xử lý, tức là trên cơ sở kỹ thuật số truyền thống tuy đã có được nhiều ưu điểm lớn, nhưng cũng còn tồn tại những hạn chế nhất định. Một trong những hạn chế đó là sử dụng kỹ thuật tính toán theo chương trình tuần tự của phương pháp số truyền thống. Vấn đề này sẽ gây khó khăn khi phải thực hiện hàng triệu phép tính trong một giây.

Do vậy để khắc phục được những nhược điểm của cảm biến đo lường thông minh dựa trên nền kỹ thuật vi xử lý và phát huy những ưu điểm của ANN trong xử lý tín hiệu đo lường. Luận án đề xuất một cấu trúc cảm biến chung ứng dụng ANN để nâng cao chất lượng cảm biến đo nồng độ khí trong môi trường công nghiệp được chỉ ra trên hình 2.1.



Hình 2.1. Sơ đồ cấu trúc chung của cảm biến sơ cấp nơ-ron

Mục đích đưa khâu nơ-ron vào cảm biến là nhằm tạo ra những đặc tính đầu ra mong muốn cho ứng dụng nâng cao chất lượng. Đầu ra của cảm biến

mới có ứng dụng ANN sẽ có những tính chất ưu việt hơn đầu ra của cảm biến cũ. Cấu trúc có hai khâu chức năng chính: cảm biến và chuyển đổi nơ-ron.

- Khâu CB đầu tiên là các cảm biến bán dẫn truyền thống có đầu ra là đại lượng điện, còn đầu vào là nồng độ khí cần đo. Ở đây có thể gồm một hay nhiều cảm biến, điều này phụ thuộc vào mục đích và yêu cầu của ứng dụng được xét đến khi tiến hành đo một đại lượng nhất định.
- Khâu chuyển đổi nơ-ron là một ANN nhận và xử lý tín hiệu sau cảm biến để nâng cao chất lượng của phép đo.

Luận án xem xét những vấn đề có liên quan đến cảm biến, đó là cụ thể hóa cấu trúc trên hình 2.1 cho các ứng dụng bù sai số của yếu tố ảnh hưởng, loại trừ tính phản ứng đa khí và điều chỉnh đặc tính của cảm biến.

### ***2.2.2. Sử dụng ANN bù sai số của các yếu tố ảnh hưởng của nhiệt độ và độ ẩm***

#### ***2.2.2.1. Các phương pháp cổ điển bù sai số của các yếu tố ảnh hưởng của nhiệt độ và độ ẩm***

Lịch sử phát triển của kỹ thuật Đo lường đã trải qua quá trình lâu dài nghiên cứu sự ảnh hưởng của nhiệt độ và độ ẩm đến chất lượng của phép đo để tìm cách khắc phục chúng như: [4, 5, 6, 25]

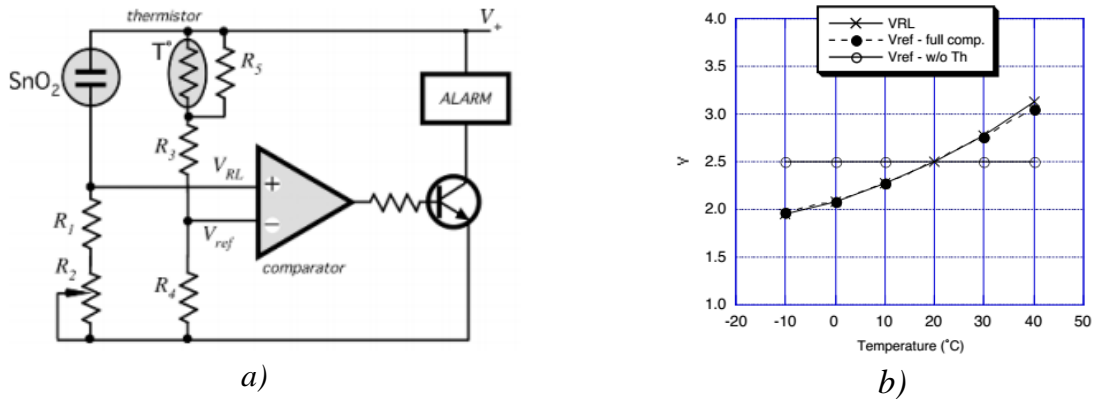
Trong đó giải pháp loại trừ theo phương pháp truyền thống là phương pháp là sử dụng mạch phần cứng và sử dụng phần mềm.

#### ***1. Mạch sử dụng nhiệt điện trở bù nhiệt***

Như đối với các cảm biến bán dẫn ( $\text{SnO}_2$ ), để bù nhiệt độ, [25] sử dụng một điện trở nhiệt  $T^\circ$  trên hình 2.2.

Trên hình 2.2 điện trở  $T^\circ$  có hệ số nhiệt điện trở âm, có mức độ biến thiên phụ thuộc vào nhiệt độ cũng tương đương với cảm biến, khi đó điện áp

đầu ra của mạch đo ( $V_{RL}$  ở chân +) sẽ ổn định hơn theo nhiệt độ và giải pháp này cũng được hãng Firago áp dụng vào dòng cảm biến TGS của hãng [18].



Hình 2.2. a) Giải pháp bù nhiệt độ bằng điện trở nhiệt, b) so sánh mức độ bám của điện áp tham chiếu khi không có bù (các điểm o) và khi có bù (các điểm •) theo điện áp đích (các điểm x) [25]

Trong đó:

- Thermistor: nhiệt điện trở bù nhiệt
- ALARM: chuông báo
- Comparator: mạch so sánh
- $V_{RL}$ : điện áp trên điện trở  $R_L$
- $V_{ref - full comp}$ : đường điện áp tham chiếu khi có bù
- $V_{ref - w/o Th}$ : đường điện áp tham chiếu khi không có bù

## 2. Bù bằng các hàm hiệu chỉnh

Bên cạnh việc sử dụng các phần tử bù nhiệt, đối với các mạch đo có sử dụng vi xử lý, trong [20, 31, 50] sử dụng các hàm hiệu chỉnh dưới dạng (2.1), sử dụng tín hiệu từ hai cảm biến đo nhiệt độ và đo độ ẩm T°C và RH% , từ đó xây dựng hàm hiệu chỉnh

$$y_{corr} = a + b.y_{old} + c.T + d.RH \quad (2.1)$$

Trong đó  $y_{old}$ ,  $y_{corr}$  là tín hiệu đầu ra trước và sau khi bù, còn  $a$ ,  $b$ ,  $c$ ,  $d$  là các hệ số hay lượng hiệu chỉnh tương ứng.

### 3. Bù bằng bằng ảnh hưởng

Khi nghiên cứu các cảm biến [4] chỉ ra rằng các giải pháp để loại trừ những yếu tố ảnh hưởng rất khó loại trừ. Không những thế ở những cảm biến khác nhau cùng một công nghệ chế tạo, ảnh hưởng này cũng khác nhau vì thế trong các cảm biến thông minh người ta thường bù ảnh hưởng của các yếu tố không mang thông tin trên ngay cảm biến sử dụng ấy như sau:

Quá trình đo được mô tả như (2.2).

$$y = f(x, a, b, \dots) \quad (2.2)$$

Phương trình cơ bản của các cảm biến có dạng (2.2) là nguyên tắc hoạt động của các cảm biến. Trong đó  $x$  là đại lượng cần đo, còn  $a, b, \dots$  là các yếu tố ảnh hưởng tới phép đo.

Giả sử khi đo trong điều kiện tiêu chuẩn, đặc tính tĩnh của cảm biến là  $y_o(x)$ . Xét tại một điểm đo thứ  $k$  nào đó kết quả đo là  $y_{ok}(x_k)$ . Khi có sự thay đổi của yếu tố  $a, b, \dots$ , giá trị thứ  $k$  đo được là  $y_{sk}(x_k)$ . Vậy ta có sai số của phép đo như (2.3):

$$\Delta y = y_{ok}(x_k) - y_{sk}(x_k) \quad (2.3)$$

Xét cho khoảng biến đổi nhỏ xung quanh giá trị tại một điểm, lúc này sai số của đại lượng đầu ra khi có các yếu tố ảnh hưởng khác, được viết lại như (2.4):

$$\Delta y = \frac{\partial f}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial f}{\partial a} \Delta a + \frac{\partial f}{\partial b} \Delta b + \dots \quad (2.4)$$

$\frac{\partial f}{\partial a} \Delta a, \Delta b$  là ảnh hưởng của yếu tố  $a, b$  tới kết quả đo  $y$ . Bằng thực nghiệm, số liệu về sự ảnh hưởng của yếu tố  $a, b$  được thu thập và được biểu diễn trong bảng 2.1. Số liệu của bảng 2.1 được ghi vào bộ nhớ của cảm biến. Khi xử lý số liệu của quá trình đo, để bù sai số ảnh hưởng hệ vi xử lý (hoặc

máy tính) sẽ tham chiếu bảng 2.1 (theo chương trình) để có được giá trị  $\Delta_{ij}$  tương ứng, sau đó nội suy tuyến tính ra giá trị của đại lượng đo mà ta phải bù, để loại sai số do sự ảnh hưởng của yếu tố A.

*Bảng 2.1. Bảng số liệu LUT về sai số do yếu tố ảnh hưởng*

$\begin{matrix} X \\ A \end{matrix}$	$X_1$	$X_2$	...	$X_i$	$X_n$
$A_1$	$X'_{11}$	$A_{12}$	...	$\Delta_{11}$	$\Delta_{1n}$
$A_2$	$A_{21}$	$A_{22}$	...	$\Delta_{21}$	$\Delta_{2n}$
...	...	...	...	...	...
$A_j$	$A_{j1}$	$A_{j2}$	...	$\Delta_{ji}$	$\Delta_{jn}$
$A_m$	$A_{m1}$	$A_{m2}$	...	$\Delta_{mi}$	$\Delta_{mn}$

**Nhận xét:** Với 3 phương pháp bù sai số như trên ta thấy giải pháp bù bằng mạch phần cứng thường dành cho các nhà sản xuất nước ngoài. Quá trình xử lý số liệu để loại trừ sai số gây bởi các yếu tố ảnh hưởng như hai phương pháp còn lại được thực hiện trong quá trình đo cũng có những nhược điểm nhất định, đó là với thuật toán tuần tự của kỹ thuật máy tính truyền thống, thì vấn đề về thời gian xử lý. Vấn đề này không gây cản trở với những trường hợp không đòi hỏi nhanh kết quả đo. Nhưng trong sản xuất hiện đại, nhiều quá trình công nghệ được điều khiển tự động, tại đó có rất nhiều đại lượng cần đo và xử lý kết quả nhanh, nhiều phép đo đòi hỏi làm việc trong miền thời gian thực thì đây sẽ là một nhược điểm lớn.

#### **2.2.2.2. Đề xuất cấu trúc cảm biến bù sai số của yếu tố ảnh hưởng**

Để khắc phục nhược điểm trên, một hướng giải quyết vấn đề nêu trên là ứng dụng tính toán nơ-ron. Ý tưởng của giải pháp là chuyển các tính toán xử lý số liệu đo lường từ chỗ gắn liền với quá trình đo về quá trình thiết kế chế

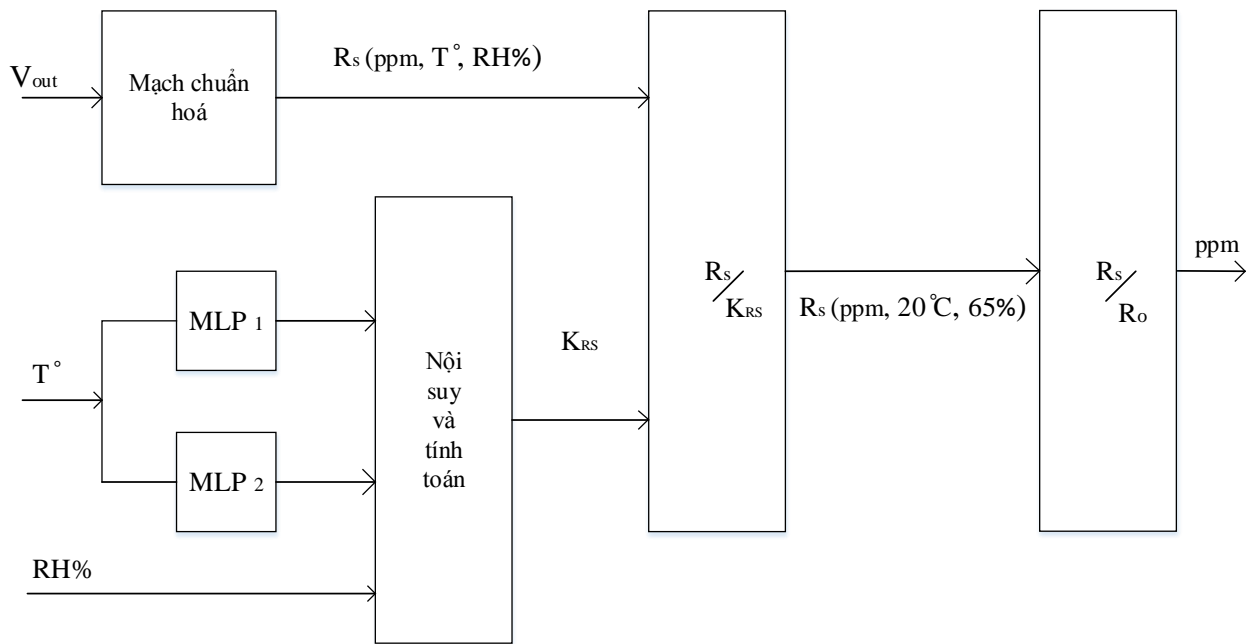
tạo. Thay quá trình hiệu chỉnh số liệu đo được, loại bỏ ảnh hưởng của các sai phân bằng quá trình ánh xạ hàm nhiều biến, cập nhật tức thời giá trị các yếu tố ảnh hưởng tới kết quả đo. Lúc này: không phải  $y = f(x,a,b,..)$  mà là  $z = f(x_1,x_2,x_3,..)$ .

Với cách quan niệm như vậy, có thể thấy ưu điểm của cảm biến sơ cấp nơ-ron, đó chính là tính đa năng hoá cao. Cùng một cấu trúc, bao gồm 3 đầu vào, một chuyển đổi nơ-ron, có thể được huấn luyện để trở thành một trong ba loại cảm biến, đó là cảm biến đo nồng độ khí, cảm biến đo nhiệt độ, hay cảm biến đo độ ẩm. Điều quan trọng là trong cả ba trường hợp trên, sai số gây bởi các yếu tố ảnh hưởng được tính toán để loại trừ ngay trong khi thiết kế chế tạo cảm biến. Các kết quả xử lý số đó được đưa vào bên trong bộ thông số cấu trúc của cảm biến nơ-ron, cụ thể là của khâu chuyển đổi nơ-ron. Với những ưu điểm của phương pháp dùng ANN để bù sai số của yếu tố ảnh hưởng cho cảm biến bán dẫn được tác giả lựa chọn và đề xuất bởi cấu trúc trên hình 2.3.

Cấu trúc hệ gồm 3 đầu vào: Tín hiệu thu được từ đầu ra  $V_{out}$  của cảm biến bị biến thiên bởi các yếu tố ảnh hưởng nhiệt độ và độ ẩm, đầu vào thứ hai và thứ ba từ hai cảm biến nhiệt độ và độ ẩm đo được từ môi trường đo. Ở đây sử dụng hai ANN nhưng mỗi mạng chỉ có một đầu vào nhiệt độ, ANN đóng vai trò xấp xỉ lại sự phụ thuộc của  $R_s/R_0$  vào các yếu tố ảnh hưởng là nhiệt độ  $T^{\circ}C$  và độ ẩm  $RH\%$ , đây là một trong những bước quan trọng nhất bởi từ các giá trị biến thiên này ta mới tính toán ra được lượng cần bù.

Cơ sở lý thuyết của ứng dụng bù như sau:

- Dựa trên datasheet của nhà sản xuất cung cấp có biểu đồ quan hệ  $R_s/R_0$  theo nhiệt độ và độ ẩm  $R_s/R_0 = f(T^{\circ}C, RH\%)$ , biểu đồ này cho biết sự ảnh hưởng của tín hiệu nhiệt độ và độ ẩm tới đầu ra của cảm biến.



Hình 2.3. Cấu trúc cảm biến được đề xuất bù sai số của yếu tố ảnh hưởng

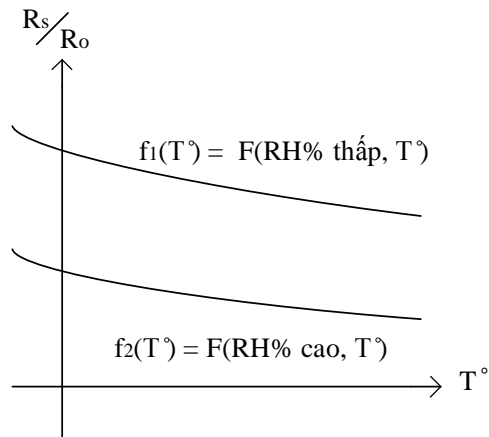
- Bù sai số: chuyển đổi đầu ra  $R_s/R_o$  (là hàm phụ thuộc vào nồng độ khí ppm cần đo) đo được ở nhiệt độ và độ ẩm bất kỳ sang một điều kiện tiêu chuẩn là nhiệt độ  $T^{\circ}\text{C}=20^{\circ}\text{C}$  và độ ẩm  $\text{RH}\%=65\%$ , sau đó tính ra nồng độ ppm cần đo.

Nhiệm vụ thứ nhất được giải quyết như sau: Dùng ANN MLP để xấp xỉ các đặc tính biến thiên theo nhiệt độ tại độ ẩm  $\text{RH}\%$  thấp (thường là 33% hoặc 40% tùy theo mỗi loại cảm biến) và tại độ ẩm  $\text{RH}\%$  cao (thường là 85%) theo các điểm mẫu trải đều trên toàn miền của đặc tính nhà sản xuất cung cấp, đó là 2 đường  $f_1(T^{\circ}\text{C})$  và  $f_2(T^{\circ}\text{C})$  thể hiện trên hình 2.4.

Trong đó  $f_1(T^{\circ}\text{C})$  được xấp xỉ bởi mạng MLP1,  $f_2(T^{\circ}\text{C})$  được xấp xỉ bởi mạng MLP2, mỗi mạng có một đầu vào duy nhất là nhiệt độ môi trường đo:

$$f_1(T^{\circ}) = F(\text{RH}40\%;T^{\circ}); \quad f_2(T^{\circ}) = F(\text{RH}85\%;T^{\circ}) \quad (2.5)$$

Như vậy sự khác biệt ở chỗ là ANN chỉ có duy nhất một đầu vào dùng để xấp xỉ tương đối chính xác sự ảnh hưởng của nhiệt độ và độ ẩm của môi trường tới kết quả đo.



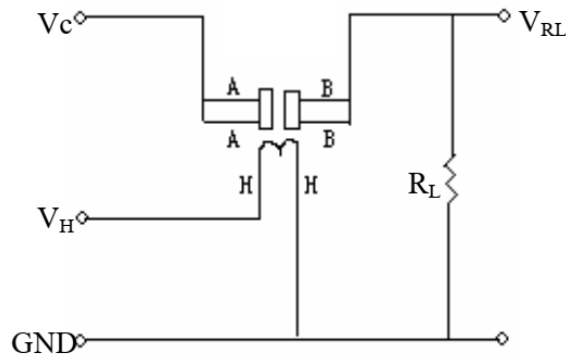
Hình 2.4. Xấp xỉ hai đặc tính  $f_1(T^\circ)$  và  $f_2(T^\circ)$

Để giải quyết nhiệm vụ thứ 2, các bước được tính toán như sau:

- **Bước 1:** Khí có nồng độ  $X$  (ppm) cần đo tương ứng với nhiệt độ  $T^\circ$  và độ ẩm  $RH\%$  môi trường đo thì đầu ra của cảm biến khí là điện áp  $V_{out}$ :

$$X (ppm, T^\circ, RH\%) \rightarrow V_{out}(T^\circ, RH\%)$$

- **Bước 2:** Từ mạch chuẩn hóa đầu ra của cảm biến như hình 2.5. Ta có điện trở của cảm biến tại điều kiện làm việc (nhiệt độ và độ ẩm).



Hình 2.5. Mạch chuẩn hóa đầu ra cho cảm biến bán dẫn [46]

Ta có:

$$\frac{R_s}{R_L} = \frac{V_C - V_L}{V_L} \quad (2.6)$$

$$\rightarrow R_s = \frac{R_L (V_C - V_L)}{V_L} \quad (2.7)$$



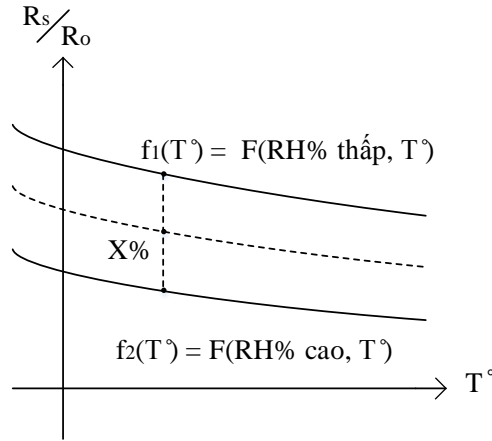
Mà  $V_L = V_{out}$

Nên thay  $V_C, R_L$  vào (2.7) ta tính được  $R_s$  của cảm biến tại nhiệt độ và độ ẩm của môi trường ( $R_s$  đã bị biến thiên) như (2.8):

$$\rightarrow R_s(T^\circ, RH\%) = \frac{R_L(V_C - V_{out})}{V_{out}} \quad (2.8)$$

- **Bước 3:** Từ các đặc tính của cảm biến đã cho, cần phải xác định một hệ số biến đổi  $K_{R_s}$  để chuyển đổi giá trị điện trở của cảm biến về điều kiện làm việc tiêu chuẩn  $T^\circ = 20^\circ\text{C}$ ,  $RH = 65\%$  như (2.9).

$$K_{R_s}(T^\circ, RH\%) = \left[ \frac{R_s(T^\circ, RH\%)}{R_s(20^\circ\text{C}, 65\%)} \right] \quad (2.9)$$



Hình 2.6. Đặc tính  $f_x(T^\circ)$  được nội suy theo  $f_1$  và  $f_2$

Giá trị hệ số biến đổi  $K_{R_s}$  được tính bằng phương pháp nội suy giữa hai đường cong đã xấp xỉ bằng hai mạng MLP trên hình 2.6, để có được đặc tính  $f_x(T^\circ)$  tại các độ ẩm trung gian ( $X\%$ ).

$$K_{R_s}(T^\circ, RH) = \text{noisuy}(f_1; f_2) = \frac{MLP_2(T^\circ) - MLP_1(T^\circ)}{RH_{high} - RH_{low}} (RH\% - RH_{low}) + MLP_1(T^\circ) \quad (2.10)$$

- **Bước 4:** Thay  $K_{R_s}$  vào (2.9) ta thu được:

$$R_s(ppm, 20^\circ\text{C}, 65\%) = \frac{R_s(T^\circ, RH\%, ppm)}{K_{R_s}(T^\circ, RH\%)} \quad (2.11)$$

- **Bước 5:** Từ giá trị điện trở  $R_s$  tính được theo (2.11) và giá trị điện trở đặc trưng  $R_0$  của cảm biến, dựa vào đặc tính đã cho của cảm biến ta ước lượng được nồng độ khí cần đo trong điều kiện tiêu chuẩn:

$$\frac{R_s}{R_0}(ppm) \rightarrow X(ppm) \quad (2.12)$$

Theo (2.12) thì  $X(ppm)$  đã được bù về giá trị đo tại các điều kiện  $T^{\circ}=20^{\circ}C$  và  $RH(\%)=65\%$

### 2.2.3. Sử dụng ANN khắc phục tính phản ứng đa khí của cảm biến

Như đã nêu, do bản chất đa số các cảm biến khí có tính chọn lọc kém, có thể phản ứng với nhiều thành phần khí khác nhau: ví dụ cảm biến MQ135 phản ứng với các khí  $NH_3$ ,  $CO$ ...; cảm biến MQ136 phản ứng với các khí  $H_2S$ ,  $CO$ ,  $NH_4$ ... cảm biến MQ7 phản ứng với các khí  $H_2$ ,  $CO$ ,  $CH_4$ , cảm biến TGS2602 phản ứng với các khí  $H_2S$ ,  $NH_3$ , hay cảm biến TGS2600 phản ứng với  $CO$ ... Do vậy nếu trong hỗn hợp mà xuất hiện đồng thời các khí đó thì từ đầu ra  $V_{out}$  của một cảm biến ta khó có thể phát hiện và xác định được nồng độ của từng khí thành phần cần đo.

Để khắc phục nhược điểm này, tức là hệ có thể phát hiện và ước lượng chính xác nồng độ khí cần đo thì một số giải pháp đã được ứng dụng:

Máy phân tích phổ là các máy chuyên dụng để phân tích nồng độ khí có độ chính xác cao nhưng có nhược điểm là giá thành rất đắt, cồng kềnh nên hay sử dụng cố định trong các phòng thí nghiệm, phòng kiểm chuẩn.

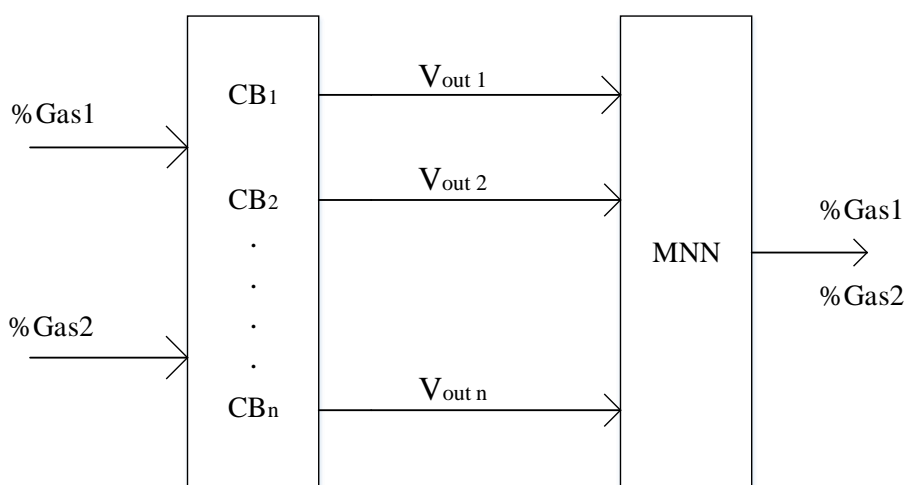
Hay giải pháp dùng màng lọc phủ lên các cảm biến để ngăn ngừa các loại khí khác không phải khí cần đo.

Hai giải pháp trên mang tính khả thi không cao khi đo các nồng độ khí trong công nghiệp (ngoài hiện trường). Hiện nay phương pháp đa cảm biến được ứng dụng rộng rãi trong loại trừ tính phản ứng đa khí của các cảm biến bán dẫn.

Phương pháp đa cảm biến là dùng một ma trận cảm biến có các đặc tính khác nhau (các loại cảm biến khác nhau), số lượng các cảm biến tùy thuộc vào số loại khí cần xác định. Thông thường một đáp ứng của cảm biến là một hàm của một đại lượng khí đầu vào, do vậy ta dùng số cảm biến lớn hơn hoặc bằng số loại khí cần ước lượng. Khi sử dụng chỉ số của nhiều cảm biến đồng thời, ta có thể ước lượng được chính xác hơn các thành phần của hỗn hợp khí.

Với phương pháp đa cảm biến thì giải pháp rất hữu hiệu là giải pháp ứng dụng ANN. Các ứng dụng ANN để loại trừ tính phản ứng đa khí trước đây đã được nghiên cứu và ứng dụng nhiều. ANN MLP có cấu trúc đơn giản chỉ tập trung chủ yếu vào phân biệt các nồng độ khí thành phần trong hỗn hợp. Trong trường hợp dùng các loại mạng khác như Fhybrid và mạng Kohonen [15] hoặc mạng TSK [7] có 2 ứng dụng: Một là chỉ dùng cho ứng dụng nhận dạng, hai là có ước lượng nồng độ khí thì cấu trúc mạng càng kênh, số lượng đầu vào và đầu ra lớn, số nơ-ron lớp ẩn lớn.

Với những nghiên cứu trên đây, luận án đề xuất giải pháp loại trừ tính phản ứng đa khí sử dụng đa cảm biến và ứng dụng ANN MLP có cấu trúc đơn giản có khả năng vừa phân biệt và vừa ước lượng được nồng độ khí thành phần. Cấu trúc như vậy được đề xuất trên hình 2.7.



Hình 2.7. Cấu trúc cảm biến được đề xuất loại trừ tính phản ứng đa khí

Giả sử chức năng của cấu trúc cho ta khả năng phát hiện và ước lượng hai thành phần khí cần đo Gas1 và Gas2 trong hỗn hợp khí.

Để xây dựng hàm truyền đạt ngược (từ chỉ số của các cảm biến suy ra được nồng độ của các thành phần khí đầu vào: gas1, gas2), một bộ số liệu mẫu học là tổ hợp của các giá trị nồng độ cho khí gas1 và nồng độ cho gas2 có dạng  $\{PPM_{i1}, PPM_{i2}, Sens_{s1}, Sens_{s2}\}$  đã được xây dựng.

Đồng thời một bộ số liệu mẫu là tổ hợp các mẫu từ các thành phần nồng độ khí gas1 và nồng độ khí gas2 để kiểm tra. Bộ số liệu mẫu này được sử dụng để tính hàm truyền đạt ngược, nên mạng ANN sẽ được huấn luyện để ứng với các véc-tơ đầu vào  $x_i = \{Sens_{i1}, Sens_{i2}\}$  và đáp ứng đầu ra là  $d_i = \{ppm_{i1}, ppm_{i2}\}$

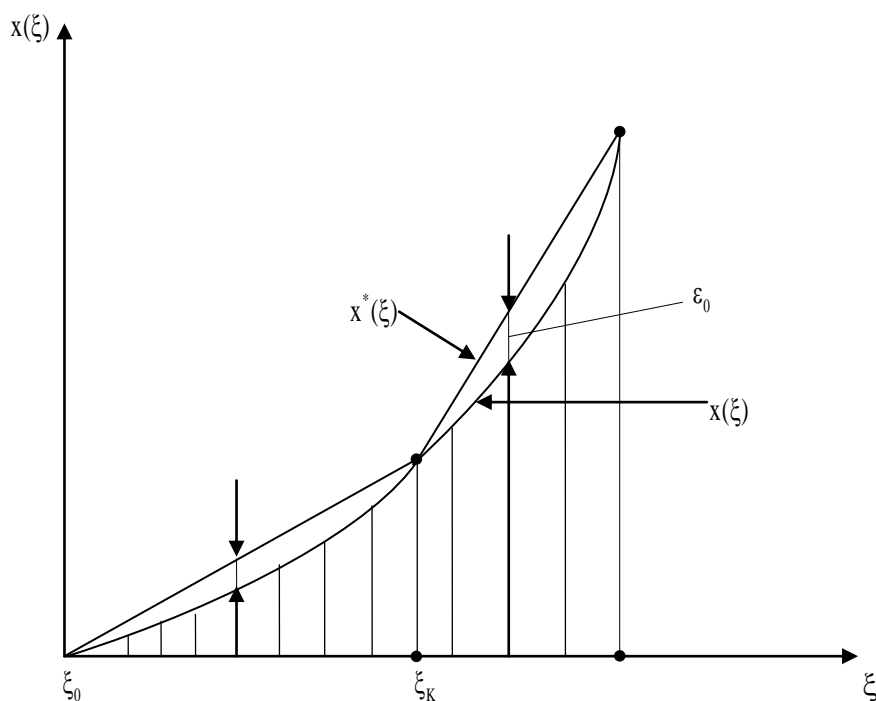
#### ***2.2.4. Sử dụng ANN điều chỉnh đặc tính của cảm biến***

Đặc tính của các cảm biến bán dẫn là phi tuyến. Nhu cầu tuyến tính hóa đặc tính của cảm biến luôn đặt ra đối với mạch đo thứ cấp trong quá trình khắc độ cho thiết bị đo.

Phương pháp tuyến tính hóa này cũng đã được thực hiện bằng các phương pháp phần cứng và phần mềm. Mạch phần cứng là các mạch tạo hàm trên cơ sở những biến trở, các diod bán dẫn, hoặc các mạch sử dụng khuếch đại thuật toán [11].

Ngoài ra là các mạch phần mềm như [4], đó là phương pháp tuyến tính hóa từng đoạn hay còn gọi là phương pháp nội suy tuyến tính như hình 2.8, thay đặc tính bằng một đường gấp khúc tuyến tính hóa từng đoạn theo nguyên lý: Trường hợp đặc tính của tín hiệu  $x$  sau cảm biến là một hàm phi tuyến của đại lượng đo  $\xi$ , tức là  $x(\xi)$  - là một hàm phi tuyến. Thay vì khắc độ đặc tính đo vào bộ nhớ như đã đề cập ở trên ta có thể thay  $x(\xi)$  bằng một đường gấp

khúc tuyến tính hóa từng đoạn với sai số  $\varepsilon_0$ . Phương pháp này còn gọi là phương pháp nội suy tuyến tính.



Hình 2.8. Phương pháp nội suy tuyến tính

Một thuật toán lựa chọn đoạn tuyến tính hóa được thực hiện như sau:

- Ở giá trị  $\xi_0$  của đại lượng đo, đường cong  $x(\xi)$  cho ta thấy giá trị  $x_0$
- $x_0$  được nhớ vào RAM của  $\mu P$
- Ở giá trị  $\xi_1$  ta có  $x_1$
- $x_1$  được nhớ vào RAM của  $\mu P$
- Ở giá trị  $\xi_2$  ta có  $x_2$
- $x_2$  được nhớ vào RAM của  $\mu P$
- Tính tỷ số các số gia bậc một của đa thức nội suy Lagrange  $x_L^*(\xi)$  đi qua hai điểm  $x_0, x_1$ .

$$\nabla(\xi_2, \xi_0) = \frac{x_2 - x_0}{\xi_2 - \xi_0} \quad (2.13)$$

- Tính giá trị của đa thức nội suy ở điểm  $\xi_1$

$$x_1^*(\xi_1) = x_0 + \nabla(\xi_2, \xi_0)(\xi_1 - \xi_0) \quad (2.14)$$

- Tính độ sai lệch ở điểm  $\xi_1$

$$\varepsilon_1(\xi_1) = |x_1 - x_1^*(\xi_1)| \quad (2.15)$$

- So sánh  $\varepsilon_1(\xi_1)$  với sai số đã cho  $\varepsilon_0$
- Nếu  $\varepsilon_1(\xi_1) < \varepsilon_0$  thì giá trị tính hiệu sẽ không được chấp nhận
- Ở điểm  $\xi_3$  ta có  $x_3$
- Nhớ  $x_3$  vào RAM
- Tính tỷ số của các số gia bậc một đối với đa thức nội suy  $x_2^*(\xi)$

$$\nabla(\xi_3, \xi_0) = \frac{x_3 - x_1}{\xi_3 - \xi_0} \quad (2.16)$$

- Tính các giá trị của đa thức nội suy ở các điểm  $\xi_1, \xi_2$

$$x_2^*(\xi_1) = x_0 + \nabla(\xi_3, \xi_0)(\xi_1 - \xi_0) \quad (2.17)$$

$$x_2^*(\xi_2) = x_0 + \nabla(\xi_3, \xi_0)(\xi_2 - \xi_0) \quad (2.18)$$

- Tính độ sai lệch của phép nội suy tại  $\xi_1, \xi_2$

$$\varepsilon_2(\xi_1) = |x_1 - x_2^*(\xi_1)| \quad (2.19)$$

$$\varepsilon_2(\xi_2) = |x_2 - x_2^*(\xi_2)| \quad (2.20)$$

- So sánh  $\varepsilon_2(\xi_1)$  và  $\varepsilon_2(\xi_2)$  với  $\varepsilon_0$
- Nếu  $\varepsilon_2(\xi_1) < \varepsilon_0$

$$\varepsilon_2(\xi_2) < \varepsilon_0$$

Giá trị  $x_3$  sẽ không được chấp nhận và không được coi là điểm cuối của đoạn tuyến tính hóa

- Ở điểm  $\xi_K$  nào đó ta có  $x_K$  và đa thức nội suy sẽ là:

$$x_{K-1}^*(\xi) = x_0 + \nabla(\xi_K, \xi_0)(\xi - \xi_0) \quad (2.21)$$

$$\nabla(\xi_K, \xi_0) = \frac{x_K - x_0}{\xi_K - \xi_0} \quad (2.22)$$

Mà ta có  $\varepsilon_{K-1}(\xi_j) = |x_j - x_{K-1}^*(\xi_j)| \geq \varepsilon_0$

Đối với một điểm  $j$  nào đó, thêm vào đó  $0 < j < K$

- Khoảng nội suy lúc đó sẽ bằng:

$$\Delta \nabla \xi_K = \xi_K - \xi_0 \quad (2.23)$$

Lúc đó giá trị  $x_K$  sẽ được chấp nhận như là điểm cuối của đoạn thẳng của đường xấp xỉ hóa từng đoạn

- Với phép nội suy tuyến tính quá trình hồi phục sẽ được tiến hành theo cách nối liền các điểm bằng đoạn thẳng

$$x^*(\xi) = x_0 + \frac{x_K - x_0}{\xi_K - \xi_0}(\xi - \xi_0) \quad (2.24)$$

Đoạn thẳng tiếp theo sẽ đi qua điểm  $\xi_K$  và giá trị của quá trình tuyến tính hóa từng đoạn.

Một cách tổng quát: đoạn thẳng thứ  $i$  của đường gấp khúc có dạng:

$$x_i^*(\xi) = x_i + \frac{x_{i+1} - x_i}{\xi_{i+1} - \xi_i}(\xi - \xi_i) \quad (2.25)$$

Để hồi phục các giá trị đo ta chỉ việc tính  $x_i^*(\xi)$  theo đôi số  $\xi$  là các đại lượng đo được từ cảm biến. Các giá trị tính được theo đường nội suy tuyến tính luôn đảm bảo sai số cho phép là  $\varepsilon_o$ .

Phương pháp nội suy tuyến tính có ưu điểm là nếu ta tuyến tính hóa ít đoạn thẳng thì cách tính toán đơn giản tuy nhiên sai số  $\Delta y$  sẽ lớn. Còn nếu ta xác định nhiều đoạn thẳng thì sai số sẽ nhỏ nhưng việc tính toán lại phức tạp và trong thực tế số điểm xấp xỉ cũng không nhiều.

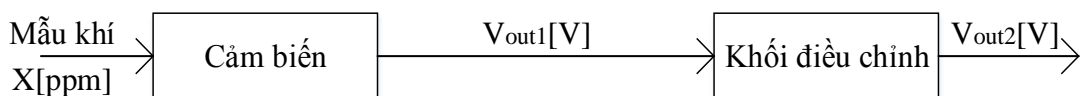
Ngoài phương pháp tuyến tính hóa từng đoạn để điều chỉnh đặc tính, trong [9] dùng giải pháp ANN tuyến tính hóa đường đặc tính dạng đường cong bậc hai thành một đường thẳng trên toàn dải đo.

Trong luận án tác giả dùng ANN để điều chỉnh đặc tính của cảm biến bán dẫn đo nồng độ khí như sau: Đặc tính của cảm biến là phi tuyến và phương trình cơ bản của cảm biến chưa xác định được. Do vậy để tuyến tính hóa đặc tính, khối điều chỉnh đặc tính trong trường hợp này có hai chức năng:

- Một là dùng ANN MLP xấp xỉ lại đặc tính  $V_{out1}=f(x)$  của cảm biến khi biết hữu hạn các điểm mẫu trên đường đặc tính lý tưởng mà nhà sản xuất cung cấp;
- Hai là dùng mạng MLP để tạo ra một đường đặc tính  $V_{out2}=f(V_{out1})$ , lúc này  $V_{out2}=g(f(x))$  đã được tuyến tính hóa dưới dạng 2.26.

$$V_{out2} = g(V_{out1}) = g(f(x)) = a \cdot x + b \quad (2.26)$$

Cấu trúc được đề xuất trên hình 2.9:



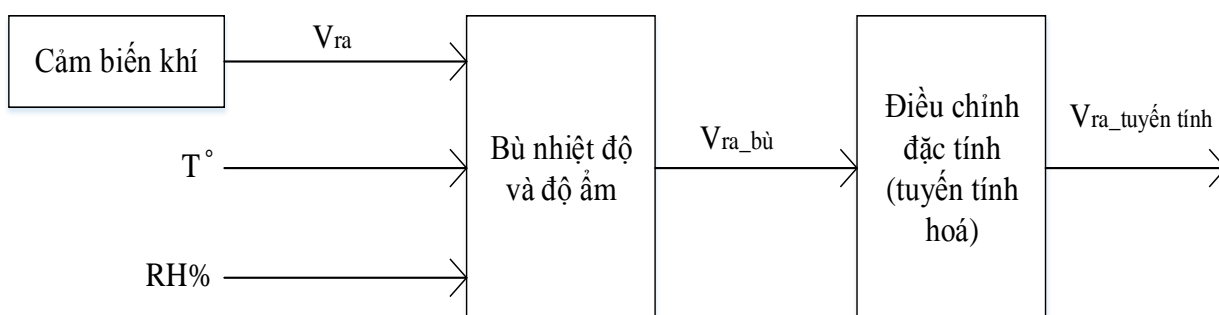
Hình 2.9. Cấu trúc cảm biến được đề xuất điều chỉnh đặc tính

Ở đầu ra của khối điều chỉnh hình 2.9 ta được  $V_{out2}=g(f(x))$  tuyến tính.



### 2.3. Tích hợp hai chức năng bù sai số của yếu tố ảnh hưởng và điều chỉnh đặc tính cảm biến

Trên cơ sở nghiên cứu và giải quyết từng ứng dụng riêng rẽ đã thực hiện, để điện áp đầu ra của cảm biến tỷ lệ tuyến tính với nồng độ khí sau khi bù sai số của các yếu tố ảnh hưởng cần một cấu trúc kết hợp hai chức năng được đưa ra như hình 2.10.



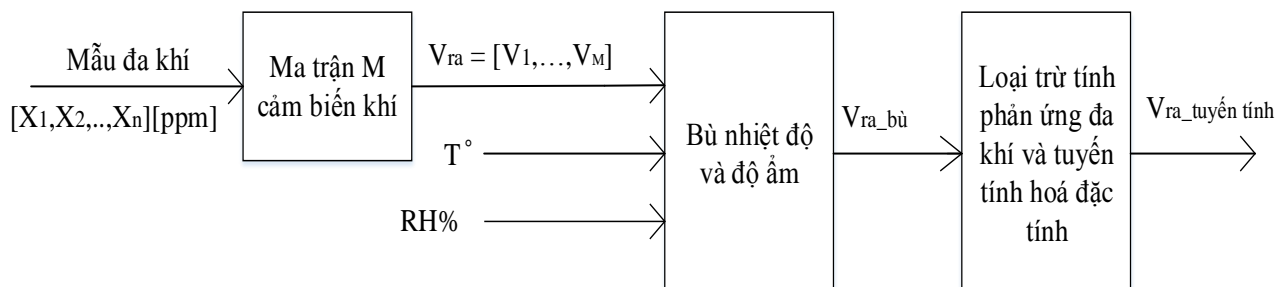
Hình 2.10. Sơ đồ khối của hệ tích hợp hai chức năng bù sai số và điều chỉnh đặc tính

Chức năng của khối bù nhiệt độ và độ ẩm trên hình 2.10 sẽ thực hiện nhận 3 tín hiệu đầu vào gồm: Tín hiệu  $V_{ra}$  đo được từ cảm biến tỷ lệ với nồng độ khí cần đo, tín hiệu thứ hai và ba là nhiệt độ và độ ẩm của môi trường đo. ANN sẽ thực hiện chức năng bù sai số của các yếu tố ảnh hưởng và cho ra kết quả  $V_{ra\_bù}$ . Tuy nhiên  $V_{ra\_bù}$  có dạng phi tuyến nên khối điều chỉnh sẽ tuyến tính hóa đặc tính có dạng  $V_{ra\_tuyến\ tính}$ .

### 2.4. Tích hợp ba chức năng bù sai số của yếu tố ảnh hưởng, loại trừ tính phản ứng đa khí và tuyến tính hóa đặc tính

ANN áp dụng nâng cao chất lượng đo nồng độ khí chỉ thực sự hiệu quả nếu tích hợp được tất cả các chức năng riêng rẽ đó trên cùng một hệ thống. Tức là cùng một cấu trúc có thể giải quyết cả ba vấn đề: bù sai số của yếu tố ảnh hưởng, loại trừ tính phản ứng đa khí và điều chỉnh đặc tính của cảm biến. Hướng đi này có thể coi là một trong những hướng đi có hiệu quả trong việc

nâng cao chất lượng cảm biến đo lường ứng dụng ANN. Cấu trúc ANN phù hợp, đáp ứng đủ các chức năng tích hợp trong cảm biến đo lường được thể hiện trên hình 2.11:



Hình 2.11. Sơ đồ khối của hệ tích hợp ba chức năng bù, loại trừ tính phản ứng đa khí và tuyến tính hóa đặc tính

Trên hình 2.11, các nồng độ khí thành phần  $X_1(\text{ppm})$ ,  $X_2(\text{ppm})\dots X_n(\text{ppm})$  có trong mẫu đa khí đầu vào (hỗn hợp khí) được cảm nhận bởi một ma trận  $M$  các cảm biến (giá trị  $M$  tùy thuộc vào số lượng khí  $n$  cần phân biệt, tuy nhiên  $M \geq n$ ).

Tín hiệu  $V_{ra} = [V_1, \dots, V_M]$  sau đó được kết hợp với hai tín hiệu từ hai cảm biến đo nhiệt độ  $T(^{\circ}\text{C})$  và độ ẩm  $\text{RH}(\%)$  của môi trường đo đưa vào khối bù nhiệt độ, độ ẩm. Khối bù nhiệt độ và độ ẩm có chức năng bù sai số ảnh hưởng của các yếu tố môi trường đo nếu  $T \neq 20^{\circ}\text{C}$ ,  $\text{RH} \neq 65(\%)$ , ở đầu ra cho  $V_{ra-bù}$  đã được bù sai số. Tín hiệu sau bù được đưa vào khối loại trừ tính phản ứng đa khí để phân biệt và ước lượng chính xác nồng độ các khí thành phần. Cuối cùng là khâu tuyến tính hóa đặc tính của cảm biến.

## 2.5. Kết luận chương 2

Trong chương 2 đã nêu ra những ưu điểm của ANN nói chung và mạng MLP nói riêng ứng dụng cho cảm biến đo lường, đặc biệt là ứng dụng nâng cao chất lượng cảm biến bán dẫn đo nồng độ khí.

Đề xuất một cấu trúc chung của cảm biến nơ-ron và ba cấu trúc tương ứng giải quyết ba chức năng nâng cao chất lượng độc lập cụ thể như sau:

- Bù sai số của yếu tố ảnh hưởng tới cảm biến: Trong hệ thống bù này, hai mạng MLP có chức năng xấp xỉ đặc tính biến thiên của nhiệt độ tương ứng độ ẩm ở hai mức thấp và cao, sau đó dùng nội suy tuyến tính để tính toán bù, đầu ra của hệ thống là nồng độ khí được bù tương ứng nhiệt độ và độ ẩm tiêu chuẩn. Đây là một đề xuất mới so với các phương pháp khác;
- Loại trừ tính phản ứng đa khí: có chức năng phát hiện và ước lượng chính xác nồng độ khí thành phần có trong hỗn hợp;
- Điều chỉnh đặc tính: Để điều chỉnh đặc tính tác giả thực hiện ứng dụng dùng ANN MLP xấp xỉ lại đặc tính của cảm biến sau đó lại dùng MLP để tuyến tính hóa đặc tính vừa xấp xỉ, đây là điểm khác biệt của luận án;

Đề xuất cấu trúc cảm biến nơ-ron tích hợp hai chức năng bù sai số và điều chỉnh đặc tính và cấu trúc tích hợp ba chức năng trong cùng một hệ thống - một giải pháp hoàn thiện để nâng cao chất lượng cảm biến bán dẫn đo nồng độ chất khí.

## CHƯƠNG 3. MÔ PHỎNG CÁC GIẢI PHÁP NÂNG CAO CHẤT LƯỢNG CẢM BIẾN ĐO NỒNG ĐỘ KHÍ ĐỀ XUẤT

Như đã nêu ở chương 2, ANN MLP có thể được ứng dụng để nâng cao chất lượng của cảm biến bán dẫn đo nồng độ khí, đó là các cấu trúc cho ứng dụng nâng cao chất lượng đã được đề xuất. Chương 3 sẽ tập trung mô phỏng trên Matlab các cấu trúc đã đề xuất tương ứng với một số loại khí nhằm kiểm nghiệm lại cơ sở lý thuyết đã đưa ra.

### 3.1. Thiết kế ANN

Để thực hiện mô phỏng trên Matlab, luận án sử dụng một số cảm biến bán dẫn MQ, TGS và SP<sub>3</sub>AQ<sub>2</sub> với 03 loại khí là: CO, NH<sub>3</sub> và H<sub>2</sub>S như đã phân tích trong chương 1. Tất cả các thông số về dải đo của các cảm biến được lấy từ datasheet của chúng thể hiện trên bảng 3.1.

*Bảng 3.1. Các cảm biến lựa chọn và dải đo của chúng [45, 46, 47, 48, 49]*

Cảm biến	Dải đo khí CO (ppm)	Dải đo khí NH <sub>3</sub> (ppm)	Dải đo khí H <sub>2</sub> S (ppm)
MQ7	50→4000		
MQ135	10→100	10→200	
MQ136		10→100	1→200
TGS 2600	1→100		
TGS 2602		1→30	0,1→3
TGS 2444		1→300	0,3→3
SP <sub>3</sub> AQ <sub>2</sub>		3→30	1→10

Để giải quyết ứng dụng này phải có được một ANN có cấu trúc hợp lý và được huấn luyện trong quá trình thiết kế ANN của cảm biến, để xác định số đầu vào, ra cho cấu trúc ANN, xác định số nơ-ron N lớp ẩn tối ưu đáp ứng độ chính xác nhất định, xác định được bộ trọng số và lượng hiệu chỉnh của từng nơ-ron trong lớp ẩn và lớp ra:  $W^1, W^2, b^1, b^2$ .

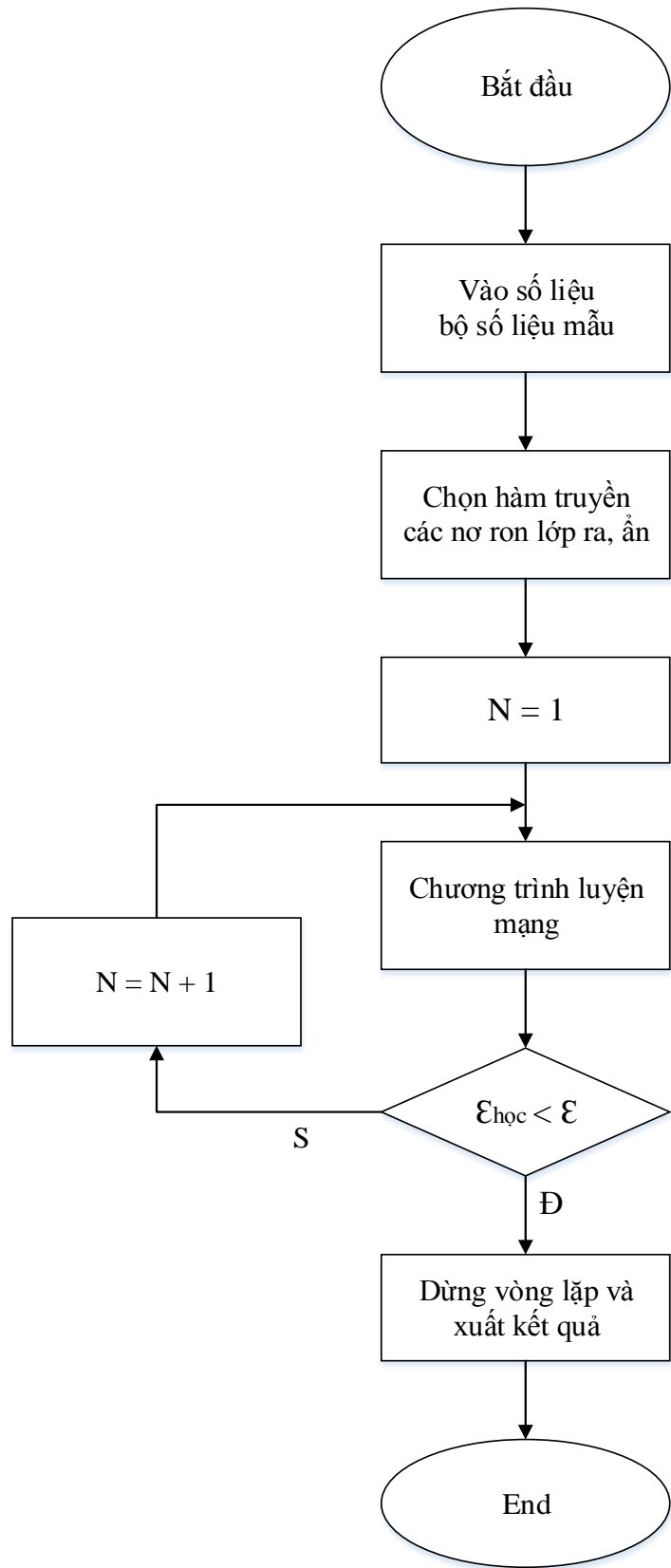
Một cấu trúc định hình cho ANN của ứng dụng cụ thể với các thông số cơ bản được liệt kê trong bảng 3.2:

Bảng 3.2. Bộ thông số cấu trúc của ANN

STT	Thông số	Xác định
1	Loại mạng	Truyền thẳng 2 lớp
2	Số đầu vào	Tùy vào ứng dụng cụ thể
3	Số nơ-ron lớp ra	1
4	Số nơ-ron lớp ẩn	N, xác định khi luyện mạng
5	Hàm truyền của các nơ-ron lớp ẩn	$a^1 = \text{tansig}(IW^1 p^1 + b^1)$
6	Hàm truyền của các nơ-ron lớp ra	$a^2 = \text{purelin}(LW^2 a^1 + b^2)$
7	Tập trọng số của nơ-ron lớp ẩn	N, xác định khi luyện mạng
8	Lượng bù của nơ-ron lớp ẩn	N, xác định khi luyện mạng
9	Tập trọng số của nơ-ron lớp ra	N, xác định khi luyện mạng
10	Lượng bù của nơ-ron lớp ra	N, xác định khi luyện mạng

ANN được thiết kế sơ bộ như sau:

- Một cảm biến dùng để đo một đại lượng nên số nơ-ron lớp ra là 1.
- Mạng được chọn là mạng truyền thẳng hai lớp, trong đó một lớp ẩn và một lớp ra.
- Số đầu vào phụ thuộc vào từng chức năng cụ thể.
- Các mạng MLP trong luận án sẽ được huấn luyện theo phương pháp học có hướng dẫn (*supervised learning*) với một bộ số liệu gồm mẫu. Thuật toán học được lựa chọn là thuật toán kinh điển Leveberg – Marquardt [3, 7] được tích hợp trong thư viện *Neural Networks Toolbox* của Matlab.



Hình 3.1. Lưu đồ thuật toán cho quá trình luyện ANN

- Hàm mục tiêu của thuật toán học là hàm tổng sai số tại ngõ ra của mạng trên bộ số liệu học, được định nghĩa bởi:

$$\varepsilon_{\text{học}} = \sum_{i=1}^p \|y_i - d_i\|^2 \quad (3.1)$$

với  $p$  – số mẫu,  $d_i$  – giá trị đầu ra đích cần đạt của mẫu thứ  $i$ ,  $y_i$  – giá trị đầu ra thực tế từ mạng.

Các bước xây dựng một mạng MLP cho một bài toán được thực hiện như trên hình 3.1.

Trên hình 3.1 bắt đầu là vào bộ số liệu mẫu, sau đó chọn hàm truyền, các nơ-ron lớp ra, lớp ẩn. Bắt đầu luyện mạng với số nơ-ron lớp ẩn  $N=1$ , căn cứ vào yêu cầu độ chính xác mà ta sẽ khảo sát với các giá trị  $N$  tăng dần. Chương trình luyện mạng được thực hiện với thuật toán sẽ ngừng quá trình luyện khi ANN có sai số nhỏ nhất  $\varepsilon_{\text{học}} < \varepsilon$  trong đó  $\varepsilon$ : Là ngưỡng chọn trước (thường theo kinh nghiệm), nếu sai số học nhỏ hơn ngưỡng đó là dừng vòng lặp và xuất kết quả. Sau đó xác định một bộ thông số cấu trúc đầy đủ, bao gồm toàn bộ số liệu cho ANN dùng cho cảm biến.

## 3.2. Bù sai số các yếu tố ảnh hưởng

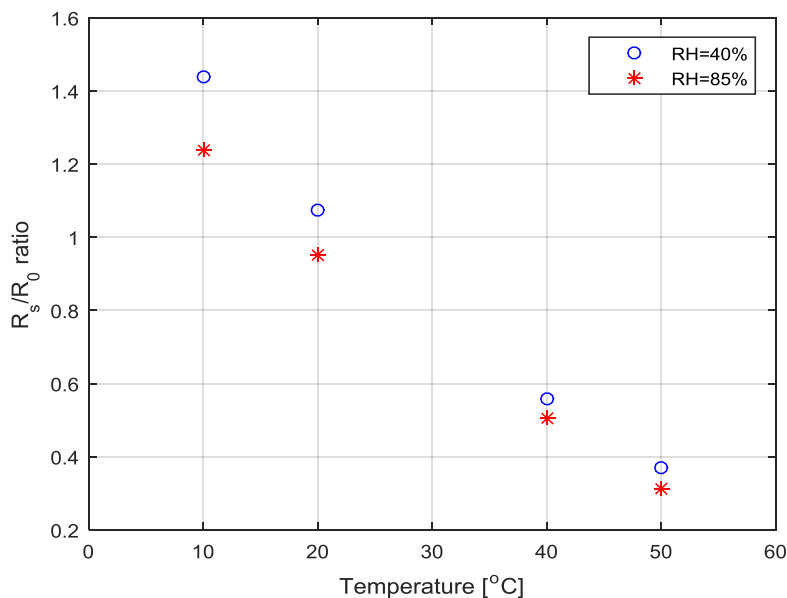
### 3.2.1. Xấp xỉ đường đặc tính phụ thuộc nhiệt độ, độ ẩm của cảm biến

Để xấp xỉ đường đặc tính phụ thuộc nhiệt độ, độ ẩm của cảm biến, cần có các điểm mẫu. Giá trị của các điểm mẫu được lấy trên các đặc tính của cảm biến mà nhà sản xuất cung cấp. Trên hình 3.2a, thể hiện điểm “o” là điểm mẫu của đường có độ ẩm RH=40% còn điểm “\*” là điểm mẫu của đường có độ ẩm RH=85%.

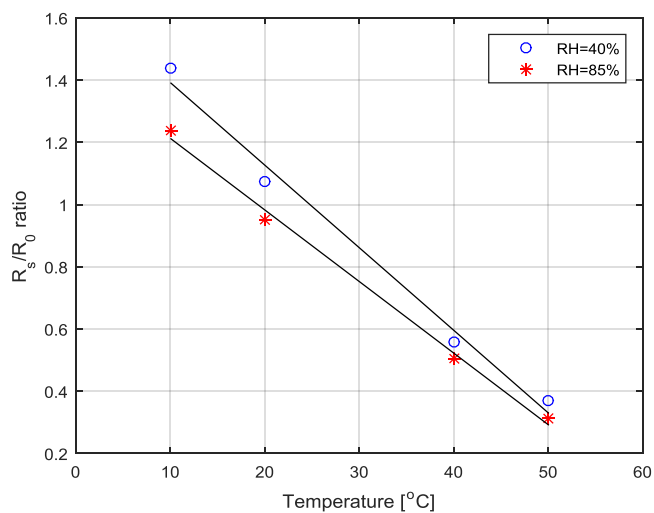
Để thấy rõ được ưu điểm của phương pháp xấp xỉ một đường cong phi tuyến bằng ANN, việc ước lượng này được sử dụng bằng hai phương pháp như ví dụ, một là xấp xỉ theo hàm tuyến tính thu được kết quả thể hiện trên

hình 3.2b và xấp xỉ bằng ANN MLP theo hình 3.3, trong đó mỗi đường đặc tính dùng một ANN riêng biệt.

$$\begin{aligned} MLP_1(T^\circ) &= f_{RH=40\%}(T^\circ); \\ MLP_2(T^\circ) &= f_{RH=85\%}(T^\circ) \end{aligned} \quad (3.2)$$



a)



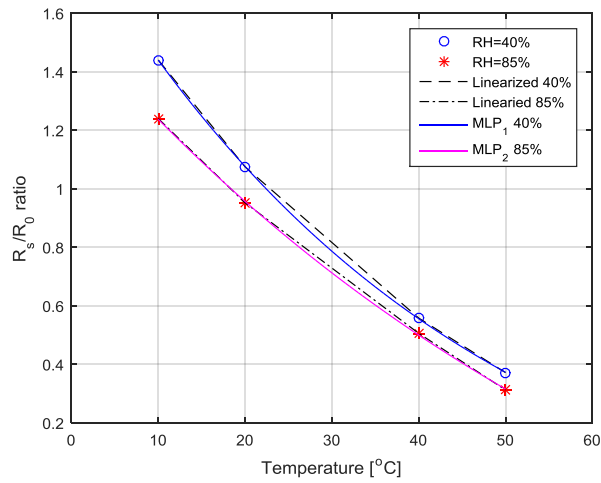
b)

Hình 3.2. a) Các điểm mẫu và b) đường xấp xỉ biến thiên theo nhiệt độ và độ ẩm bằng hàm tuyến tính

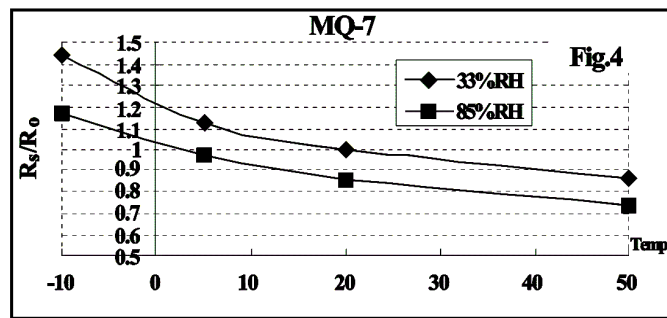
Trên hình 3.4 thể hiện đường đặc tính biểu diễn sự ảnh hưởng của nhiệt độ và độ ẩm khi đo nồng độ khí CO của cảm biến MQ7, hình 3.6 là đặc tính



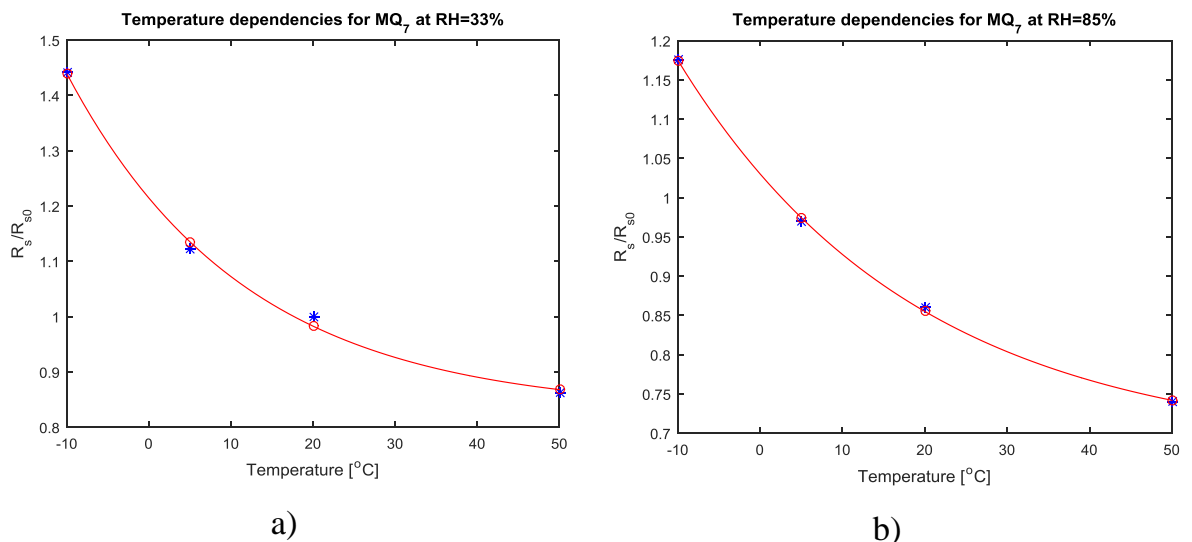
của cảm biến MQ136 đo nồng độ khí H<sub>2</sub>S, thể hiện trên hình 3.8 là đặc tính của cảm biến TSG2602 đo nồng độ khí NH<sub>3</sub>.



Hình 3.3. Đường xấp xỉ biến thiên theo nhiệt độ và độ ẩm bằng ANN MLP

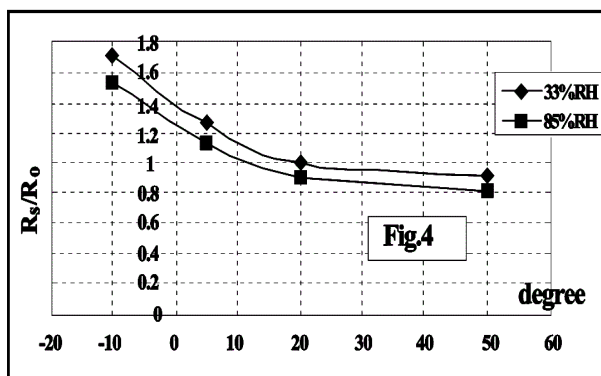


Hình 3.4. Biểu đồ biến thiên theo nhiệt độ và độ ẩm của cảm biến MQ7 [46]

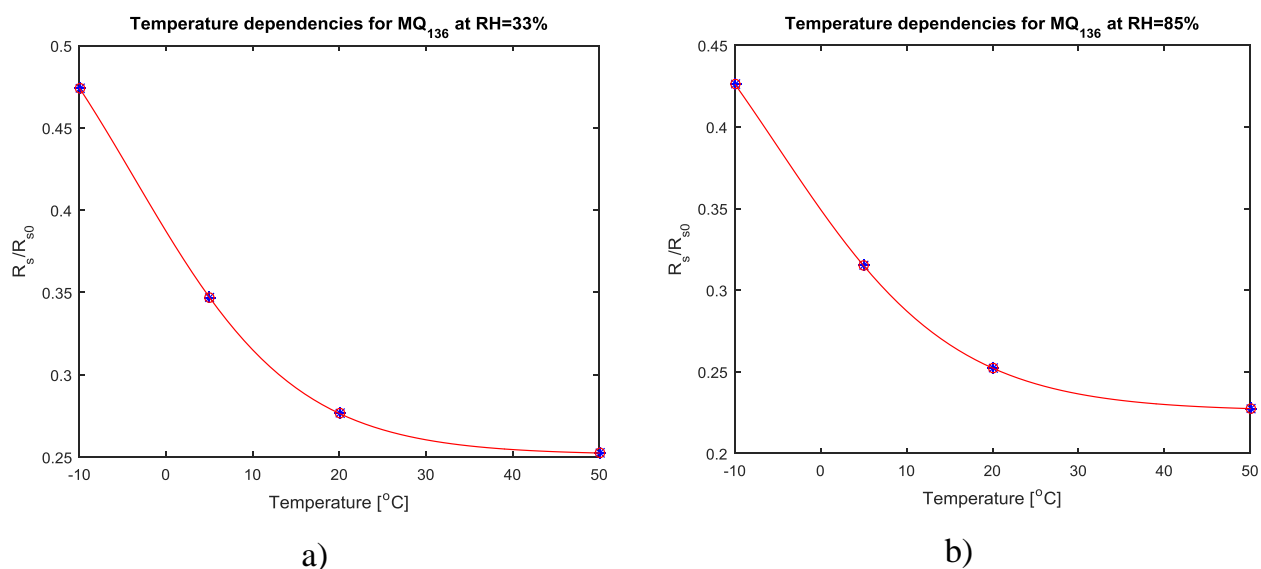


Hình 3.5. Xấp xỉ đặc tính phụ thuộc của đầu ra cảm biến MQ7 vào nhiệt độ và độ ẩm: a) đường có RH=33%; b) đường có RH=85%.

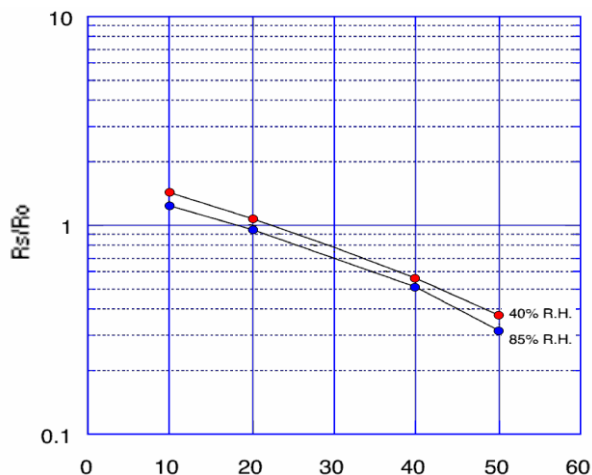
Kết quả xấp xỉ các đường đặc tính khi dùng mạng MLP ta được 2 đường biểu diễn sự phụ thuộc của đầu ra cảm biến vào nhiệt độ ở cùng một độ ẩm RH=33% (hình 3.5a, 3.7a, 3.9a) và độ ẩm RH=85% với các cảm biến (hình 3.5b, 3.7b, 3.9b).



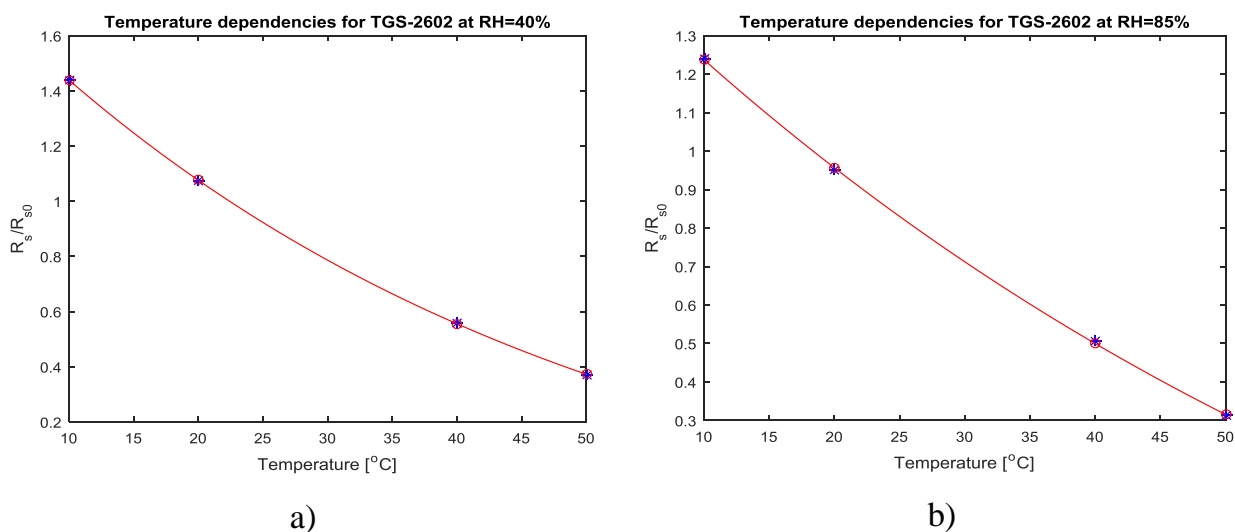
Hình 3.6. Biểu đồ biến thiên theo nhiệt độ và độ ẩm của cảm biến MQ136 [45]



Hình 3.7. Xấp xỉ đặc tính phụ thuộc của đầu ra cảm biến MQ136 với nhiệt độ và độ ẩm a) là RH=33% và b) là RH=85%



Hình 3.8. Biểu đồ biến thiên theo nhiệt độ và độ ẩm của cảm biến TSG2602 [47]



Hình 3.9. Xấp xỉ đặc tính phụ thuộc của đầu ra cảm biến TGS 2602 với nhiệt độ và độ ẩm a) RH%= 40% ; b) RH%=85%

Các kết quả xấp xỉ đặc tính phụ thuộc đầu ra của cảm biến vào nhiệt độ và độ ẩm để làm cơ sở để tính toán bù như sau:

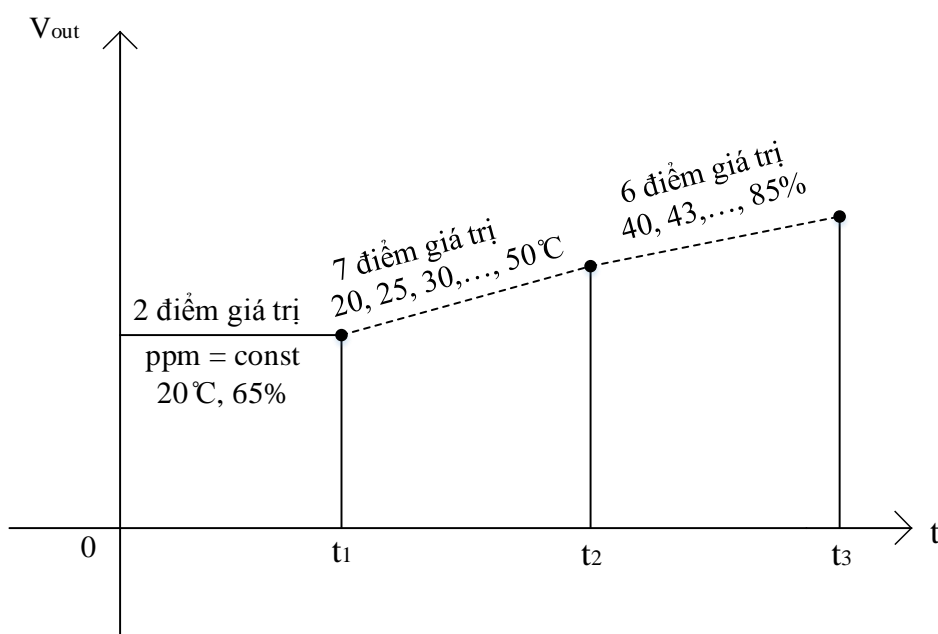
### 3.2.2. Tính toán bù sai số

Sau khi dùng mạng MLP xấp xỉ đặc tính phụ thuộc của đầu ra cảm biến với dải nhiệt độ thay đổi và độ ẩm ở hai nồng độ RH= 33% (40%) và RH=85% là phần tính toán bù.

Kịch bản mô phỏng được thể hiện trên hình 3.10:

Đặt một giá trị nồng độ khí chuẩn (ở điều kiện tiêu chuẩn có nhiệt độ  $t=20^{\circ}\text{C}$ , độ ẩm  $\text{RH}=65\%$ ), sau đó khảo sát lần lượt với các giá trị nhiệt độ và độ ẩm khác nhau.

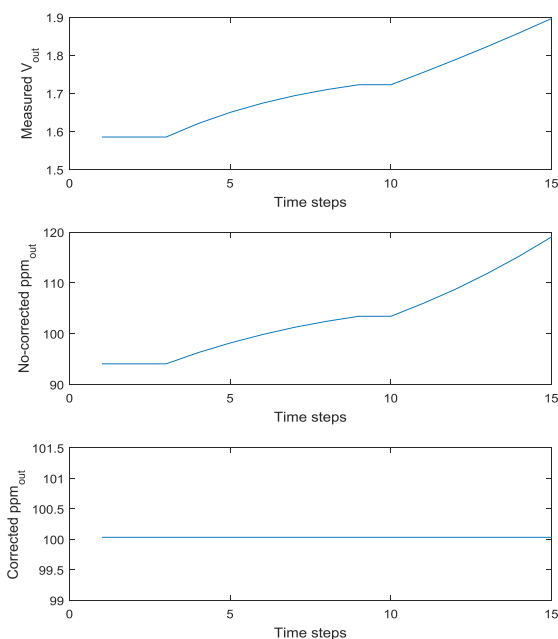
- Trường hợp 1 và 2: Trong khoảng thời gian từ  $0 \div t_1$ , mô phỏng với một nồng độ khí bất kỳ ở điều kiện tiêu chuẩn  $t=20^{\circ}\text{C}$ ,  $\text{RH}=65\%$ ;
- Trường hợp 3, 4, ..., 9: trong khoảng thời gian từ  $t_1 \div t_2$ , mô phỏng ở một nồng độ khí, cùng độ ẩm  $\text{RH}\%=35\%$ , nhưng cho nhiệt độ thay đổi, tăng từ  $20 \div 50^{\circ}\text{C}$  bước thay đổi  $5^{\circ}\text{C}$ , như vậy có 7 trường hợp.
- Trường hợp 10, 11, ..., 15: trong khoảng thời gian từ  $t_2 \div t_3$  cùng một nồng độ khí, cùng nhiệt độ  $T^{\circ}\text{C}=50^{\circ}\text{C}$ , nhưng độ ẩm thay đổi  $\text{RH}$  tăng  $35 \div 85\%$  bước thay đổi  $10\%$ , như vậy có 6 trường hợp.



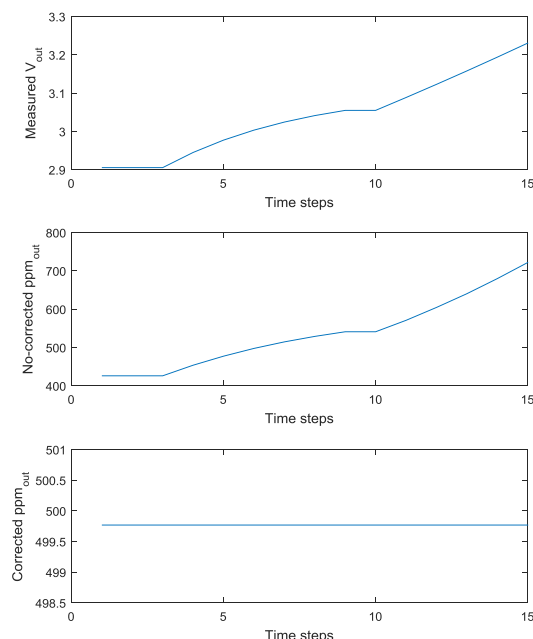
Hình 3.10. Kịch bản cho ứng dụng mô phỏng

Mô phỏng cho các loại cảm biến khí khác nhau đo các nồng độ khí:  $\text{CO}$ ,  $\text{NH}_3$  và  $\text{H}_2\text{S}$ , cùng một giá trị nồng độ khí, tương ứng với sự biến thiên của nhiệt độ và độ ẩm để khảo sát nồng độ khí thu được trước và sau khi bù.

Kết quả mô phỏng đo nồng độ khí CO của cảm biến MQ7 trên hình 3.11 cho thấy: trục hoành thể hiện 15 trường hợp mô phỏng tương ứng 15 trường hợp trên hình 3.10, trục tung thể hiện các giá trị Measure  $V_{out}$  là giá trị điện áp đo được khi chưa bù, No\_Corrected $_{out}$  là nồng độ khí (ppm) thu được khi chưa bù và Corrected $_{out}$  là nồng độ khí (ppm) thu được khi đã thực hiện bù. Cụ thể là khi đo nồng độ khí có giá trị 100(ppm) với nhiệt độ và độ ẩm biến thiên thì điện áp đầu ra cũng bị biến thiên. Dải biến đổi điện áp rất lớn từ  $\approx 1.5 \div 2(V)$ , tương ứng với biến thiên nồng độ khí lớn từ  $92 \div 118(ppm)$ . Sau khi bù, giá trị nồng độ đạt  $\approx 100,05(ppm)$  so với giá trị đặt = 100(ppm), tương ứng với sai số tương đối đạt được là  $\approx 0.05\%$ .



Hình 3.11. Kết quả bù sai số khi đo nồng độ khí CO=100(ppm)

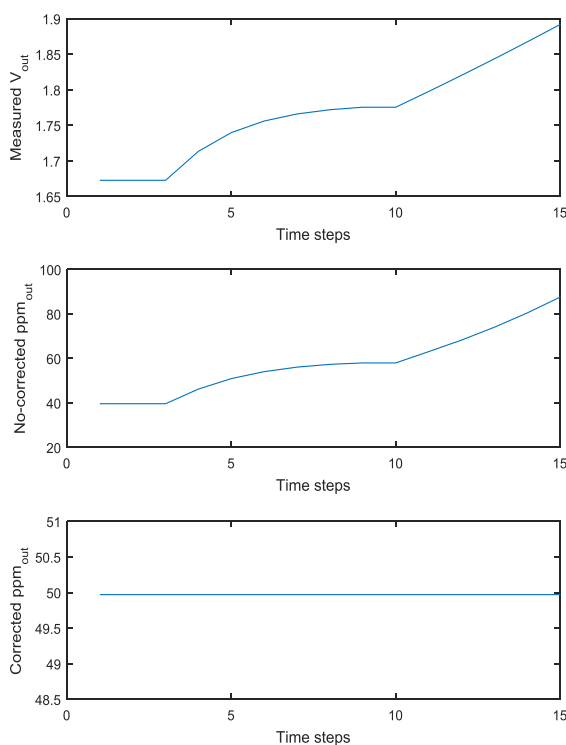


Hình 3.12. Kết quả bù sai số khi đo nồng độ khí CO=500(ppm)

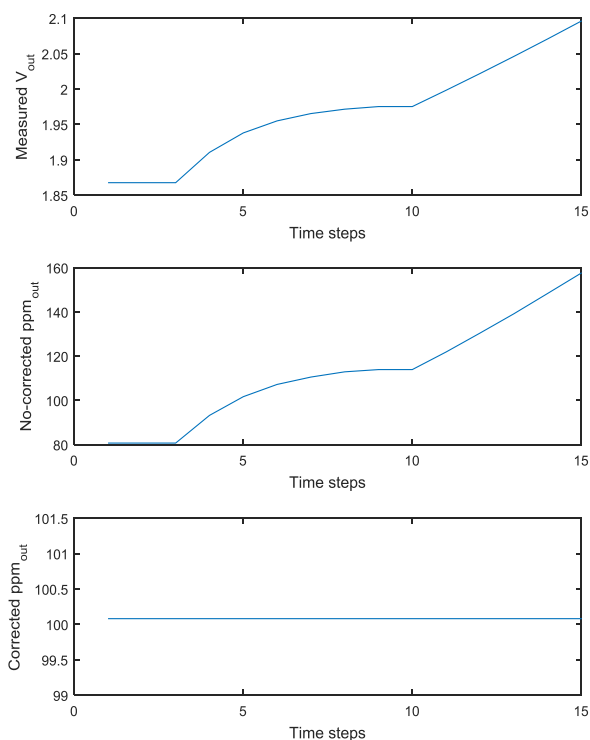
Trên hình 3.12 biểu diễn kết quả bù sai số khi đo nồng độ khí CO là 500(ppm). Từ hình vẽ cho thấy: dải biến đổi điện áp đầu ra thay đổi từ  $\approx 2.9 \div 3.3(V)$ , tương ứng với nồng độ biến thiên từ  $410 \div 720(ppm)$  khi chưa bù. Khi được bù, giá trị nồng độ đo được khoảng 499,75(ppm), tương ứng với sai số tương đối đạt được là  $\approx 0.05\%$ .

Trên hình 3.13 biểu diễn kết quả bù sai số khi đo nồng độ khí H<sub>2</sub>S là 50(ppm). Từ hình vẽ cho thấy: dải biến đổi điện áp đầu ra thay đổi từ  $\approx 1.6 \div 1.9$ (V), tương ứng là nồng độ từ 40÷90(ppm) khi chưa bù. Khi được bù, giá trị nồng độ đo được 49,95(ppm), tương ứng với sai số tương đối đạt được là  $\approx 0.1\%$ .

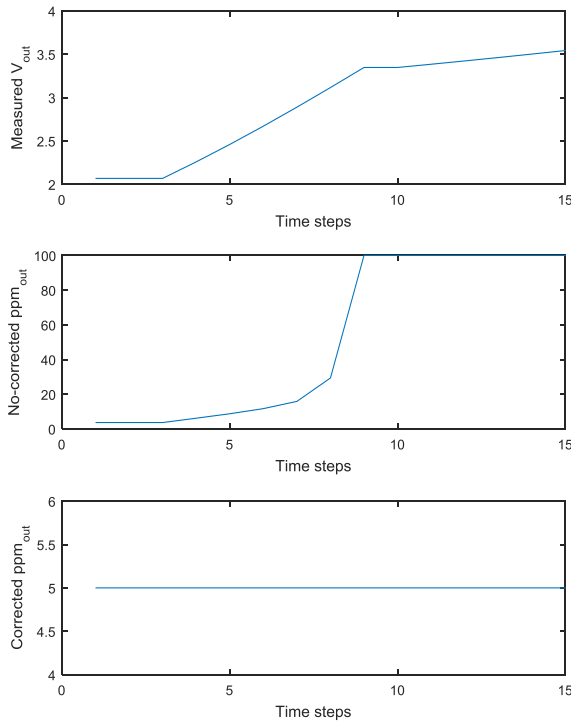
Ở hình 3.14 là kết quả bù sai số khi đo nồng độ khí H<sub>2</sub>S là 100(ppm). Từ hình vẽ cho thấy: khi chưa bù, dải biến đổi điện áp đầu ra thay đổi từ  $\approx 1.8 \div 2.1$ (V) tương ứng với biến thiên 80÷160(ppm) ở đầu ra. Khi được bù, nồng độ đo được 100,01 (ppm), tương ứng sai số tương đối đạt được là  $\approx 0.01\%$ .



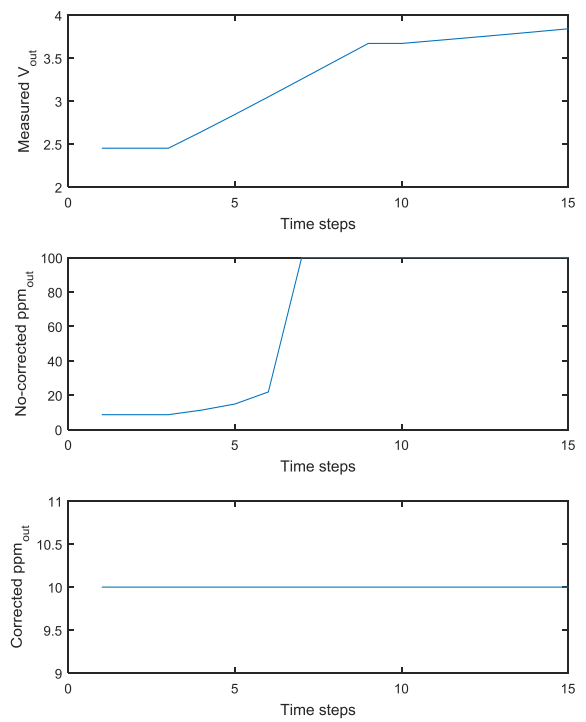
Hình 3.13. Kết quả bù sai số khi đo nồng độ khí H<sub>2</sub>S=50(ppm)



Hình 3.14. Kết quả bù sai số khi đo nồng độ khí H<sub>2</sub>S=100(ppm)



Hình 3.15. Kết quả bù sai số khi đo nồng độ khí  $\text{NH}_3 = 5(\text{ppm})$



Hình 3.16. Kết quả bù sai số khi đo nồng độ khí  $\text{NH}_3 = 10(\text{ppm})$

Trên hình 3.15 biểu diễn kết quả bù sai số khi đo nồng độ khí  $\text{NH}_3$  là 5(ppm). Từ hình vẽ cho thấy dải biến đổi điện áp đầu ra thay đổi từ  $\approx 2.0 \div 3.5\text{V}$  tương ứng là nồng độ khí từ  $5 \div 100(\text{ppm})$  khi chưa bù. Khi được bù sai số thì đầu ra được ổn định ở mức nồng độ  $\approx 5,001(\text{ppm})$ , tương ứng sai số tương đối đạt được là  $\approx 0.02\%$ .

Trên hình 3.16 biểu diễn kết quả bù sai số khi đo nồng độ khí  $\text{NH}_3$  là 10(ppm). Từ hình vẽ cho thấy dải biến đổi điện áp đầu ra thay đổi từ  $\approx 2.5 \div 4\text{V}$  và nồng độ khí thu được từ  $10 \div 100(\text{ppm})$  khi chưa bù. Khi được bù sai số thì đầu ra được ổn định ở mức nồng độ  $\approx 10,001(\text{ppm})$ , tương ứng sai số tương đối đạt được  $\approx 0.01\%$ .

**Nhận xét:** Các kết quả mô phỏng bù sai số của cảm biến bởi các yếu tố ảnh hưởng của môi trường đo là nhiệt độ và độ ẩm với sai số rất nhỏ nhất đạt

0.01% và sai số lớn nhất đạt 0,1%, đây là một sai số lý tưởng cho dòng cảm biến bán dẫn.

### 3.3. Loại trừ tính phản ứng đa khí của cảm biến

#### 3.3.1. Thiết kế ANN

Giải pháp dùng một ma trận cảm biến đo đồng thời và sử dụng mạng MLP để khắc phục tính phản ứng đa khí của cảm biến như sau:

Luận án thực hiện mô phỏng cho 2 khí NH<sub>3</sub> và H<sub>2</sub>S và sẽ thử nghiệm dùng giải pháp ba hoặc bốn cảm biến, các cảm biến lựa chọn được trình bày trong bảng 3.3. Dải đo chung cho bốn cảm biến là: NH<sub>3</sub>: 2÷20(ppm) và H<sub>2</sub>S: 1÷3(ppm).

Sử dụng giải pháp ứng dụng ba hoặc bốn cảm biến MQ 136, TGS 2602, TGS 2444, SP<sub>3</sub>AQ<sub>2</sub> đồng thời, để ước lượng chính xác hai thành phần của hỗn hợp khí NH<sub>3</sub> và H<sub>2</sub>S. Vấn đề được xử lý là xây dựng hàm truyền đạt ngược tức là từ chỉ số của các cảm biến suy ra được nồng độ của hai thành phần khí đầu vào.

Bảng 3.3. Các cảm biến lựa chọn mô phỏng và dải đo của chúng

Cảm biến	Dải đo khí NH <sub>3</sub> (ppm)	Dải đo khí H <sub>2</sub> S (ppm)
MQ 136	10→100	1→200
TGS 2602	1→30	0,1→3
TGS 2444	1→300	0,3→3
SP <sub>3</sub> AQ <sub>2</sub>	3→30	1→10

Luận án xây dựng một bộ số liệu mẫu với các thành phần khí có nồng độ khác nhau, bao gồm 7710 mẫu được chia thành hai tập mẫu con: 66 mẫu để học và 7644 mẫu để kiểm tra mô hình.

Trong đó 66 mẫu để học, là tổ hợp của 11 giá trị nồng độ khí NH<sub>3</sub> từ 2÷20(ppm) với bước thay đổi 2(ppm) và 6 giá trị nồng độ khí H<sub>2</sub>S từ



$1 \div 3$ (ppm) với bước thay đổi 0,5(ppm). Các mẫu này có dạng  $\{PPM_{i1}, PPM_{i2}, Sens_{i1}, Sens_{i2}\}$

7644 mẫu để kiểm tra, là tổ hợp của 182 giá trị nồng độ khí NH<sub>3</sub> từ  $2 \div 20$ (ppm) với bước thay đổi 0,1(ppm) và 42 giá trị nồng độ khí H<sub>2</sub>S từ  $1 \div 3$ (ppm) với bước thay đổi 0,07(ppm).

Bộ số liệu mẫu này được sử dụng để tính hàm truyền đạt ngược do vậy mạng MLP sẽ được huấn luyện để ứng với các véc tơ đầu vào  $x_i = \{Sens_{i1}, Sens_{i2}\}$ ,  $i$  là số các cảm biến ( $i=3,4$ ) và đáp ứng đầu ra là  $d_i = \{PPM_{i1}, PPM_{i2}\}$ ,  $i$  là số các khí cần ước lượng ( $i=2$ ). Quá trình học bằng bộ mẫu số liệu học cho tới khi hội tụ, rồi kiểm tra khả năng khái quát hóa bằng bộ số liệu mẫu kiểm tra.

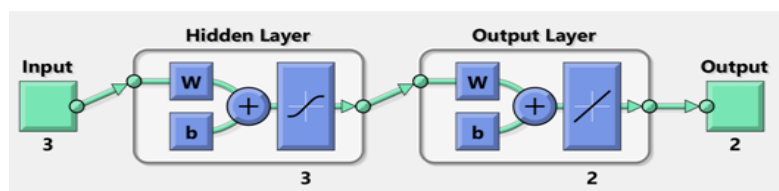
Sau quá trình học với 66 mẫu, ta thu được sai số trên toàn bộ bộ số liệu học và 7644 mẫu kiểm tra các kết quả thu được trên bộ số liệu kiểm tra lần lượt được khảo sát với bộ ba và bốn cảm biến.

Ngoài ra để xét vai trò của số nơ ron lớp ẩn N, luận án lần lượt khảo sát các kết quả mô phỏng với số nơ-ron lớp ẩn khác nhau như sau:

### 3.3.2. Kết quả mô phỏng khi dùng bộ ba cảm biến MQ136, TGS2602 và SP3AQ2

Mô phỏng được khảo sát với 2 trường hợp là 3 và 4 nơ-ron ẩn như sau:

- Mạng có cấu trúc 3x3x2, tương ứng là 3 đầu vào từ 3 cảm biến, 3 nơ-ron ẩn và 2 đầu ra như hình 3.17.



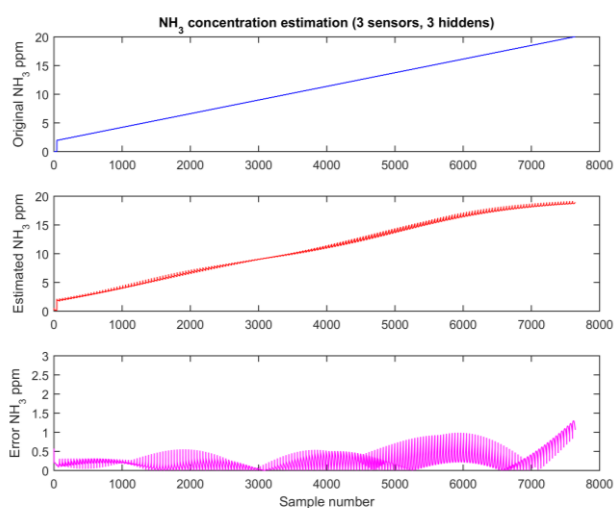
Hình 3.17. Cấu trúc mạng 3x3x2

Kết quả chương trình luyện ANN cấu trúc 3x3x2 có bộ thông số gồm các tập trọng số như bảng 3.4:

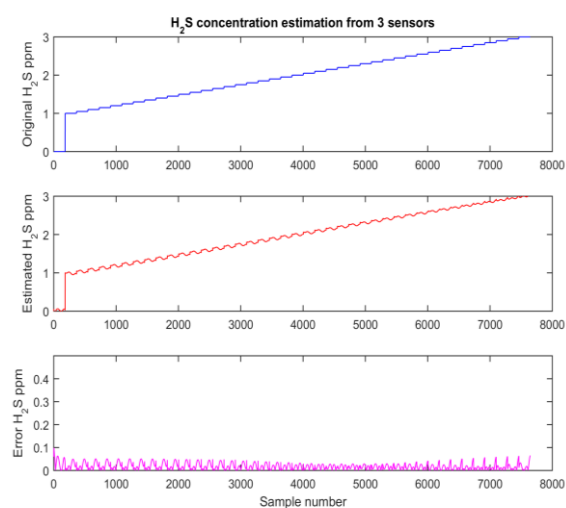
Bảng 3.4. Bộ thông số của ANN với cấu trúc 3x3x2

$IW^1_1$	0.2721	$b^1_1$	-0.8510	$LW^1_1$	6.0548	$b^2_1$	3.5629
$IW^1_2$	0.6570	$b^1_2$	-0.5466	$LW^1_2$	120.8191	$b^2_2$	-11.3694
$IW^1_3$	0.6492	$b^1_3$	-0.5554	$LW^1_3$	-120.6035		
$IW^2_1$	0.4889			$LW^2_1$	-14.4157		
$IW^2_2$	-0.5942			$LW^2_2$	525.4437		
$IW^2_3$	-0.6099			$LW^2_3$	-525.2761		
$IW^3_1$	-0.1265						
$IW^3_2$	0.0286						
$IW^3_3$	0.0264						

Kết quả mô phỏng cấu trúc mạng 3x3x2 được thể hiện trên hình 3.18 và 3.19. Hình 3.18 thể hiện kết quả ước lượng nồng độ khí NH<sub>3</sub>. Trong đó trục hoành là số các mẫu trong bộ số liệu mẫu kiểm tra, trục tung thể hiện giá trị đích (Original NH<sub>3</sub>ppm), giá trị ước lượng (Estimated NH<sub>3</sub>ppm) và sai số trên bộ mẫu (Error NH<sub>3</sub>ppm). Kết quả mô phỏng thể hiện sai số của ước lượng, biên độ của sai số không vượt quá 1,5 (ppm), sai số lớn nhất cho ước lượng thành phần NH<sub>3</sub> là 1,3 (ppm), sai số trung bình là 0,26 (ppm).



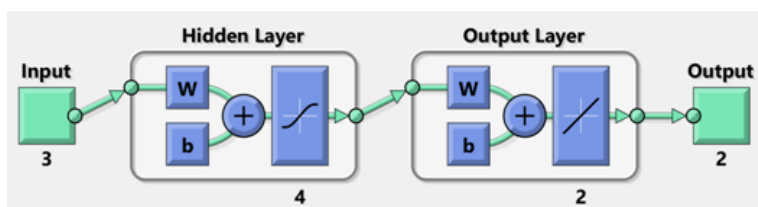
Hình 3.18. Kết quả ước lượng nồng độ khí NH<sub>3</sub> với cấu trúc mạng 3x3x2



Hình 3.19. Kết quả ước lượng nồng độ khí H<sub>2</sub>S với cấu trúc mạng 3x3x2

Kết quả ước lượng thành phần khí H<sub>2</sub>S trên hình 3.19, kết quả đạt được sai số lớn nhất là 0,37(ppm) và sai số trung bình là 0,091(ppm).

- Mạng có cấu trúc 3x4x2: tương ứng là 3 đầu vào từ 3 cảm biến, 4 nơ-ron ẩn và 2 đầu ra như hình 3.20.



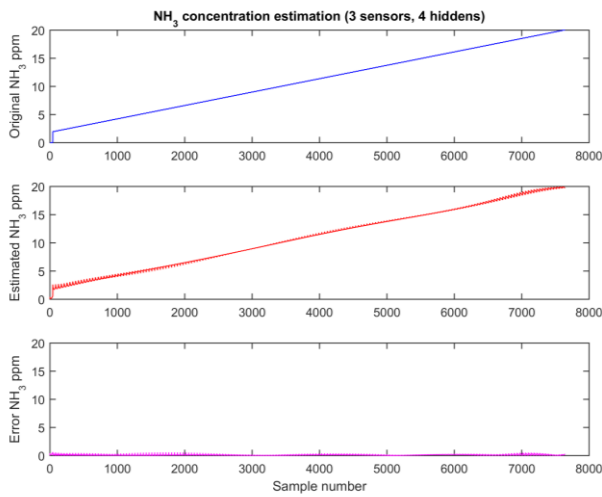
Hình 3.20. Cấu trúc mạng 3x4x2

Kết quả chương trình luyện ANN cấu trúc 3x4x2 có bộ thông số như bảng 3.5:

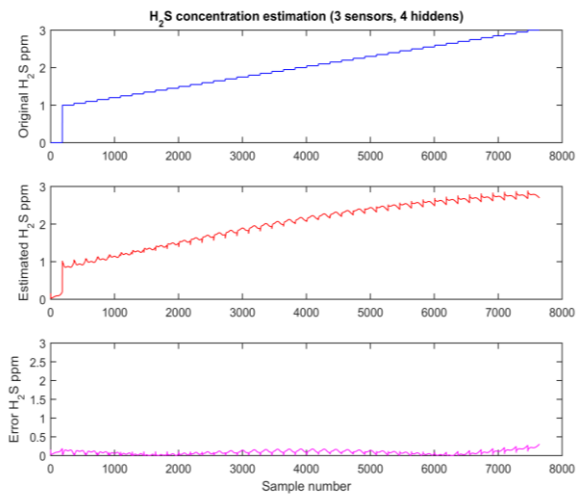
Bảng 3.5. Bộ thông số của ANN với cấu trúc 3x4x2

$IW^1_1$	-0.7473	$b^1_1$	0.4146	$LW^1_1$	-19.5427	$b^2_1$	2.6677
$IW^1_2$	0.7005	$b^1_2$	-0.4551	$LW^1_2$	19.5088	$b^2_2$	-43.5741
$IW^1_3$	-0.2522	$b^1_3$	1.2858	$LW^1_3$	-8.9595		
$IW^1_4$	0.8518	$b^1_4$	-3.2914	$LW^1_4$	-4.3669		
$IW^2_1$	0.4466			$LW^2_1$	-73.8454		
$IW^2_2$	-0.5254			$LW^2_2$	-74.8871		
$IW^2_3$	-0.4951			$LW^2_3$	41.0306		
$IW^2_4$	2.1885			$LW^2_4$	-6.9868		
$IW^3_1$	-0.0791						
$IW^3_2$	0.0660						
$IW^3_3$	0.1497						
$IW^3_4$	-1.7599						

Kết quả mô phỏng ước lượng nồng độ khí thành phần từ chỉ số của 3 cảm biến bằng mạng MLP có 4 nơ-ron ẩn được thể hiện trên hình 3.21 đối với khí NH<sub>3</sub> và ước lượng nồng độ H<sub>2</sub>S được thể hiện trên hình 3.22 như sau:



Hình 3.21. Kết quả ước lượng nồng độ khí NH<sub>3</sub> với cấu trúc mạng 3x4x2



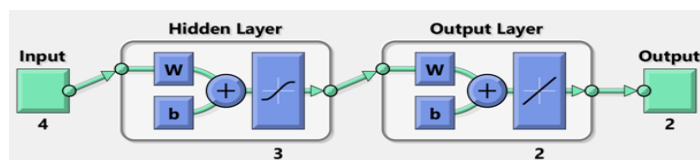
Hình 3.22. Kết quả ước lượng nồng độ khí H<sub>2</sub>S với cấu trúc mạng 3x4x2

Các kết quả khi sử dụng ANN với 4 nơ-ron ẩn có độ chính xác cao hơn, cụ thể trên hình 3.21, kết quả ước lượng nồng độ thành phần khí NH<sub>3</sub> có sai số lớn nhất là 0,62(ppm), sai số trung bình là 0,11(ppm) và trên hình 3.22 kết quả ước lượng nồng độ thành phần khí H<sub>2</sub>S có sai số lớn nhất là 0,31(ppm), sai số trung bình là 0,087(ppm).

### 3.3.3. Kết quả mô phỏng khi dùng bộ 4 cảm biến MQ136, TGS2602, TGS2444 và SP3AQ2

Mô phỏng được khảo sát với 2 trường hợp là 3 và 4 nơ-ron ẩn như sau:

- Mạng có cấu trúc (4x3x2): tương ứng là 4 đầu vào từ 4 cảm biến, 3 nơ-ron ẩn và 2 đầu ra như hình 3.23.



Hình 3.23. Cấu trúc mạng 4x3x2

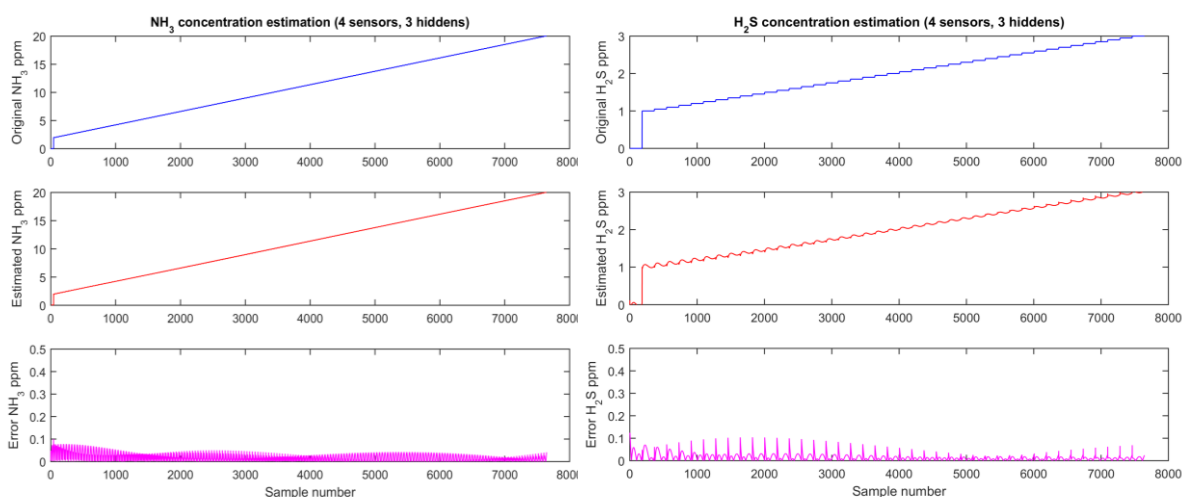
Kết quả chương trình luyện ANN cấu trúc 4x3x2 có bộ thông số như bảng 3.6:

Bảng 3.6. Bộ thông số của ANN với cấu trúc 4x3x2

$IW^1_1$	0.7296	$b^1_1$	1.3639	$LW^1_1$	-0.0843	$b^2_1$	-96.6300
$IW^1_2$	-0.0869	$b^1_2$	1.3325	$LW^1_2$	-0.0279	$b^2_2$	-790.4657
$IW^1_3$	0.6389	$b^1_3$	1.8550	$LW^1_3$	0.2045		
$IW^2_1$	0.0949			$LW^2_1$	-0.4581		
$IW^2_2$	-0.1328			$LW^2_2$	0.1483		
$IW^2_3$	0.0047			$LW^2_3$	1.1179		
$IW^3_1$	-0.3987						
$IW^3_2$	-0.0225						
$IW^3_3$	-0.3413						
$IW^4_1$	-0.0699						
$IW^4_2$	0.0385						
$IW^4_3$	-0.0352						

Kết quả mô phỏng ước lượng nồng độ khí thành phần từ chỉ số của 4 cảm biến có 3 nơ-ron ẩn thể hiện trên hình 3.24 của khí NH<sub>3</sub> và trên hình 3.25 của khí H<sub>2</sub>S. Trên hình 3.24, kết quả ước lượng nồng độ thành phần khí NH<sub>3</sub> có sai số lớn nhất là 0,10(ppm) và sai số trung bình là 0,02(ppm).

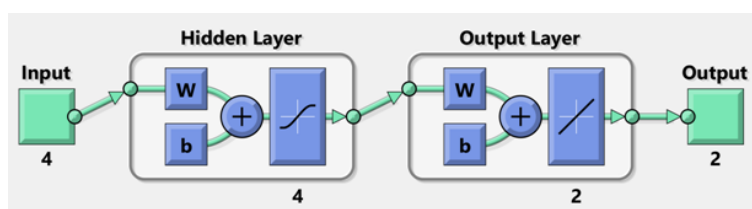
Trên hình 3.25, kết quả ước lượng nồng độ thành phần khí H<sub>2</sub>S có sai số lớn nhất là 0,129(ppm) và sai số trung bình là 0,016(ppm).



Hình 3.24. Kết quả ước lượng nồng độ khí NH<sub>3</sub> với cấu trúc mạng 4x3x2

Hình 3.25. Kết quả ước lượng nồng độ khí H<sub>2</sub>S với cấu trúc mạng 4x3x2

- Mạng có cấu trúc 4x4x2: tương ứng là 4 đầu vào từ 4 cảm biến, 4 nơ-ron ẩn và 2 đầu ra như hình 3.26.



Hình 3.26. Cấu trúc mạng 4x4x2

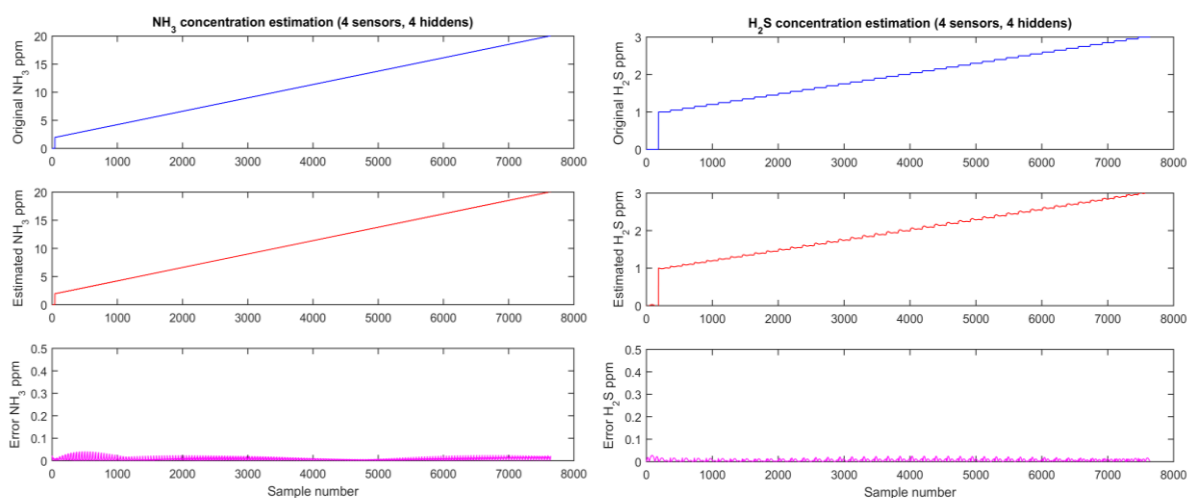
Kết quả chương trình luyện ANN cấu trúc 4x4x2 có bộ thông số như bảng 3.7.

Bảng 3.7. Bộ thông số của ANN với cấu trúc 4x4x2

$IW^1_1$	-0.0097	$b^1_1$	-0.8523	$LW^1_1$	1.7837	$b^2_1$	-1.0198
$IW^1_2$	-0.2344	$b^1_2$	-1.1693	$LW^1_2$	-6.9741	$b^2_2$	-4.3682
$IW^1_3$	-2.3584	$b^1_3$	2.0649	$LW^1_3$	-5.3346		
$IW^1_4$	-0.5245	$b^1_4$	1.1916	$LW^1_4$	8.3681		
$IW^1_5$	-0.9372		0.7602		-2.7303		
$IW^1_6$	-2.3764		-2.5254		3.7284		
$IW^2_1$	-0.6920			$LW^2_1$	-13.2596		
$IW^2_2$	-0.7695			$LW^2_2$	16.9495		
$IW^2_3$	-2.4910			$LW^2_3$	-18.6644		
$IW^2_4$	-1.1193			$LW^2_4$	40.6867		
$IW^2_5$	-1.7741				-7.6299		
$IW^2_6$	-2.5226				0.7609		
$IW^3_1$	-0.2541						
$IW^3_2$	-0.1553						
$IW^3_3$	0.4631						
$IW^3_4$	-0.0706						
$IW^3_5$	-0.0015						
$IW^3_6$	1.0103						
$IW^4_1$	-0.0724						

$IW_2^4$	0.0089						
$IW_3^4$	0.4205						
$IW_4^4$	0.4529						
$IW_5^4$	0.6144						
$IW_6^4$	1.5016						

Kết quả mô phỏng ước lượng nồng độ thành phần khí  $NH_3$  từ chỉ số của 4 cảm biến bằng mạng MLP có 4 nơ-ron ẩn được thể hiện trên hình 3.27 và ước lượng nồng độ khí  $H_2S$  được thể hiện trên hình 3.28.



Hình 3.27. Kết quả ước lượng nồng độ khí  $NH_3$  với cấu trúc mạng 4x4x2

Hình 3.28. Kết quả ước lượng nồng độ khí  $H_2S$  với cấu trúc mạng 4x4x2

Trên hình 3.27, kết quả ước lượng nồng độ thành phần khí  $NH_3$  có sai số lớn nhất là 0,042(ppm) và sai số trung bình là 0,009(ppm).

Trên hình 3.28, kết quả ước lượng nồng độ thành phần khí  $H_2S$  có sai số lớn nhất là 0,028(ppm); sai số trung bình đạt 0,008(ppm).

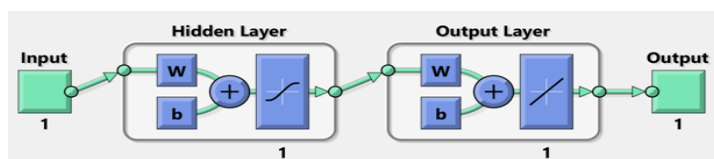
### 3.4. Điều chỉnh đặc tính của cảm biến

Điều chỉnh đặc tính của cảm biến, là khâu cuối cùng của ứng dụng nâng cao chất lượng cảm biến bán dẫn đo nồng độ khí. Các kết quả mô phỏng được thể hiện như sau:

### 3.3.4. Kết quả mô phỏng

Cấu trúc mạng được đề xuất để xấp xỉ đường đặc tính của cảm biến khi có một số điểm mẫu, sau đó xây dựng một đường đặc tính mới và xếp chồng hai đường đặc tính lại ta có một đường đặc tính đã được tuyến tính hóa.

Cấu trúc mạng được lựa chọn như hình 3.29. Cấu trúc gồm 1 nơ-ron đầu vào, 1 nơ-ron lớp ẩn và 1 nơ-ron đầu ra.



Hình 3.29. Cấu trúc mạng được lựa chọn 1x1x1

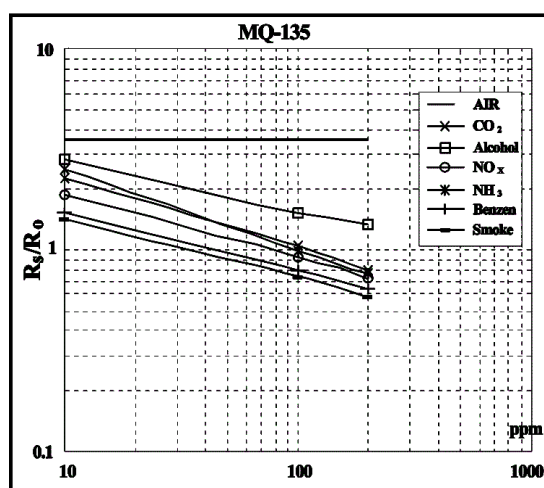
#### 1. Điều chỉnh đặc tính cảm biến MQ135 đo nồng độ khí CO

Đặc tính độ nhạy của cảm biến MQ135 trên hình 3.30 là đặc tính theo hệ tọa độ loga. Ta biểu diễn lại như (3.1):

$$\log(ppm) \approx -3,9510 \cdot \log(R_s/R_0) + 2,7757 \quad (3.1)$$

Sau đó chọn 7 điểm trên đặc tính như sau:

MQ135_CO_Log = [10	20	50	100	130	160	200
108.846	104.643	98.799	88.933	87.774	86.332	84.663]

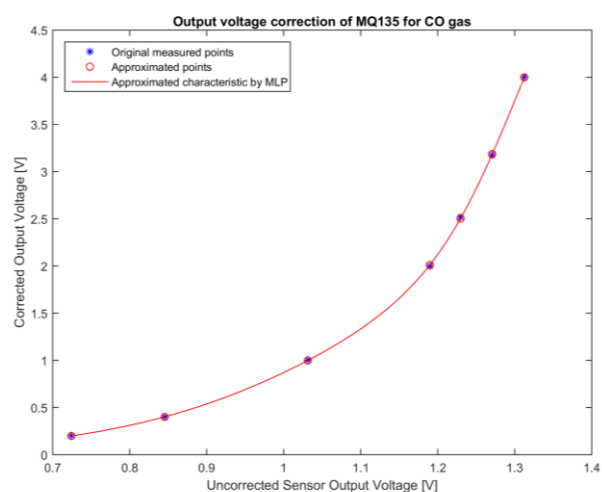
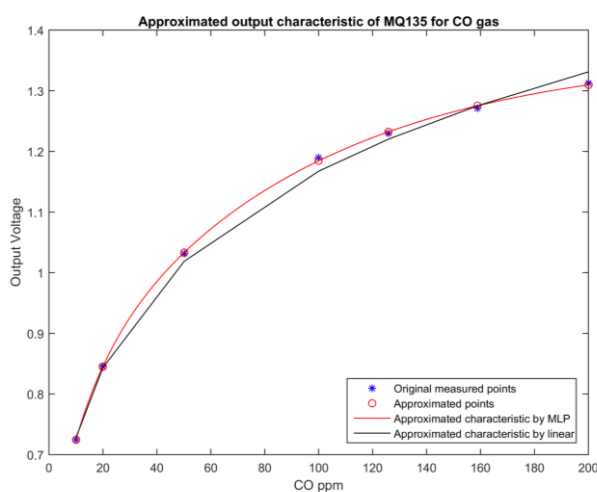


Hình 3.30. Đặc tính của cảm biến MQ135 đo nồng độ khí CO [44]



Kết quả mô phỏng khi xấp xỉ đặc tính trên cả hai phương pháp, một là dùng phương pháp tuyến tính hóa từng đoạn, hai là dùng mạng MLP: Kết quả xấp xỉ đường đặc tính khi biết 7 điểm bằng phương pháp xấp xỉ tuyến tính và xấp xỉ bằng mạng MLP được thể hiện trên hình 3.31a. Có thể nhận thấy, phương pháp xấp xỉ tuyến tính chỉ có khả năng tái tạo đặc tính theo đường gấp khúc, không hoàn toàn phù hợp với các bản chất vật lý của cảm biến. Do vậy nếu dùng phương pháp này, để tăng độ chính xác, ta cần có nhiều điểm đo mẫu chuẩn ban đầu hơn (lớn hơn 7), mà điều này khi áp dụng vào các điểm đo thực nghiệm rất khó khăn. Tuy nhiên với phương pháp sử dụng mạng MLP cho phép tạo thành đặc tính trơn, đơn trị, biến thiên đồng biến và đi qua chính xác các điểm đo mẫu.

Trên hình 3.31b mạng MLP chuẩn hóa điện áp đầu ra của cảm biến (đã được chuẩn hóa đầu ra  $V_{out}=0\div5V$ ).

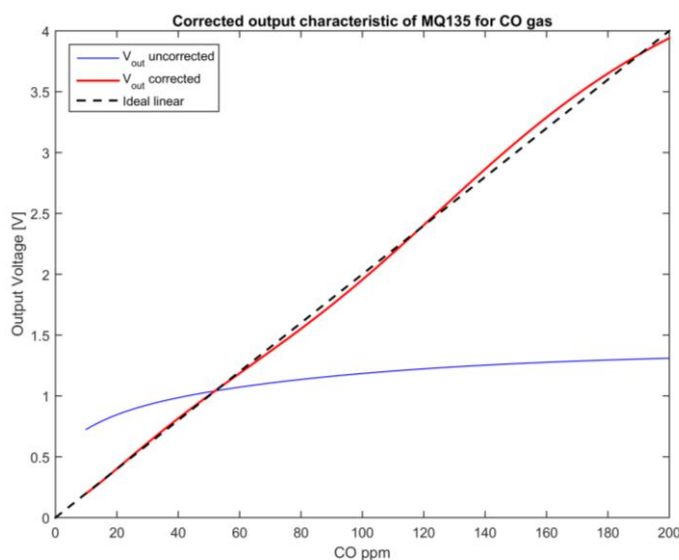


Hình 3.31a. Xấp xỉ đặc tính của cảm biến MQ135 đo khí CO      Hình 3.31b. Mạng MLP chuẩn hóa điện áp đầu ra của cảm biến từ 0÷5V

Trên hình 3.31c là kết quả so sánh giữa phương pháp tuyến tính hóa đặc tính của cảm biến MQ135 bằng mạng MLP ( $V_{out}$  corrected) và phương pháp tuyến tính hóa lý tưởng (Ideal linear). Đường  $V_{out}$  uncorrected là đường đặc tính ban đầu của cảm biến chưa được tuyến tính hóa và chuẩn hóa.

Sai lệch của đặc tính tạo bởi MLP so với đặc tính tuyến tính lý tưởng:

- Sai số trung bình: 1.8278(ppm)
- Sai số cực đại: 4.4611(ppm)

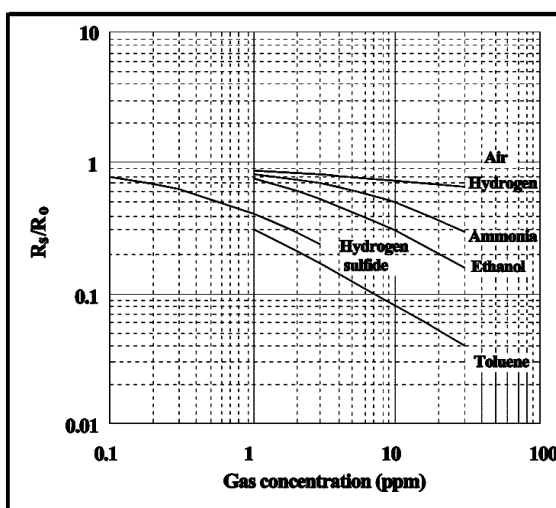


Hình 3.31c. Đặc tính của cảm biến MQ135 sau khi tuyến tính hóa

## 2. Điều chỉnh đặc tính cảm biến TGS2600 đo khí CO

Dựa vào đặc tính trên hình 3.32, biểu diễn theo (3.2)

$$\log(\text{ppm}) \approx -4,2277 \cdot \log(R_s/R_0) + 4,5265 \quad (3.2)$$



Hình 3.32. Đặc tính của cảm biến TGS2600 đo nồng độ khí CO [47]

Dựa vào (3.2) đo được 5 điểm đặc tính:

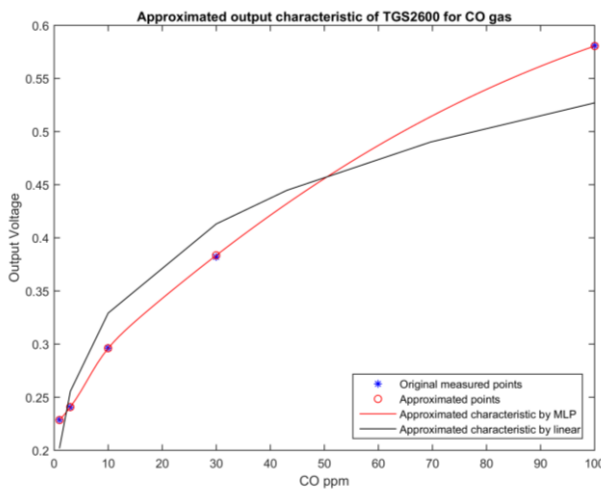
$$\text{TGS2600\_CO\_Log} = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 10 & 30 & 100 \\ 99.973 & 98.847 & 94.047 & 88.127 & 78.081 \end{bmatrix};$$

Kết quả xấp xỉ đường đặc tính khi biết 5 điểm bằng phương pháp xấp xỉ tuyến tính và xấp xỉ bằng mạng MLP trên hình 3.33a, sau khi chuẩn hóa điện áp đầu ra như trên hình 3.33b.

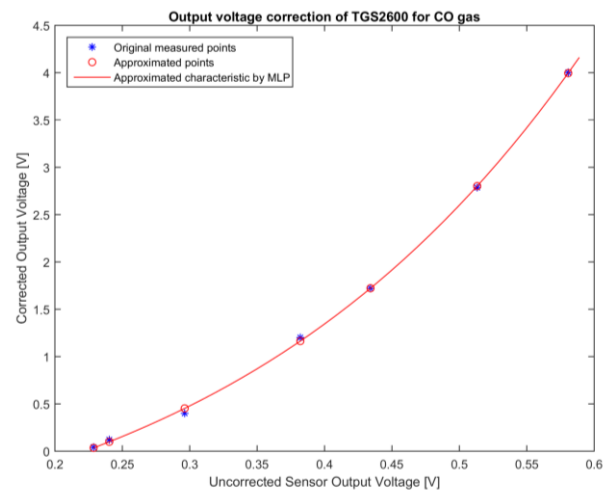
Trên hình 3.33c là kết quả so sánh giữa phương pháp tuyến tính hóa đặc tính của cảm biến MQ135 bằng mạng MLP ( $V_{\text{out}}$  corrected) và phương pháp tuyến tính hóa lý tưởng (Ideal linear). Đường  $V_{\text{out}}$  uncorrected là đường đặc tính ban đầu của cảm biến chưa được tuyến tính hóa và chuẩn hóa.

Sai lệch của đặc tính tạo bởi MLP so với đặc tính tuyến tính lý tưởng:

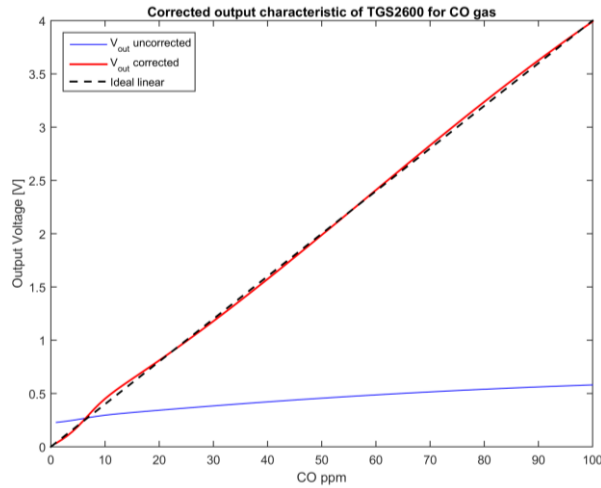
- Sai số trung bình: 0.5452(ppm)
- Sai số cực đại: 1.3012(ppm)



Hình 3.33a. Xấp xỉ đặc tính của cảm biến TGS2600



Hình 3.33b. Mạng MLP chuẩn hóa điện áp đầu ra



Hình 3.33c. Đặc tính của cảm biến TGS2600 sau khi tuyến tính hóa

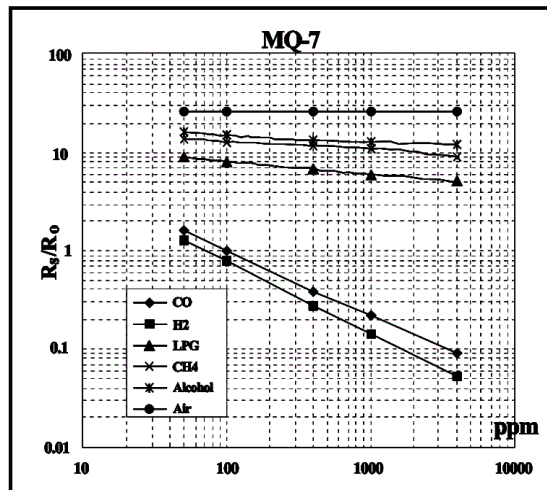
### 3. Điều chỉnh đặc tính cảm biến khí MQ7

Dựa vào đặc tính trên hình 3.34, biểu diễn theo (3.3)

$$\log(ppm) \approx -1,5242 \cdot \log(R_s/R_0) + 1,9935 \quad (3.3)$$

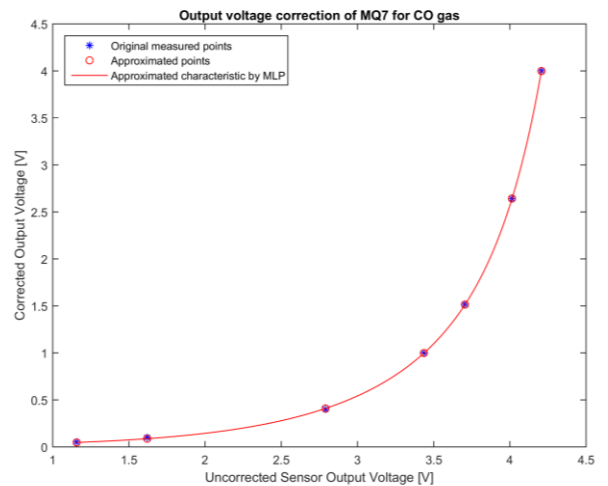
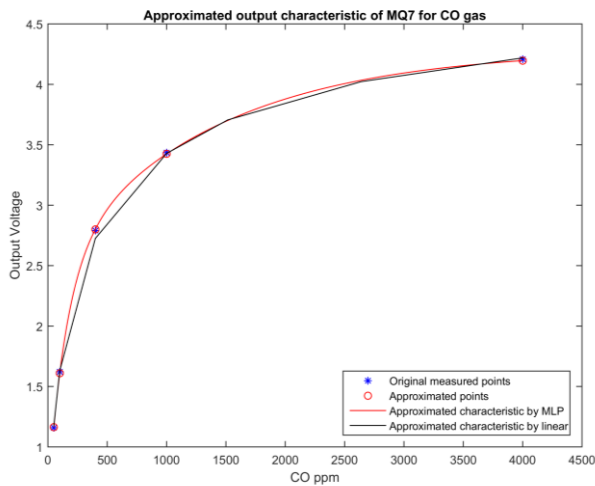
Theo (3.3) đo được 5 điểm đặc tính:

MQ7_CO_Log = [50	100	400	1000	4000
82.549	74.981	59.218	50.192	35.837]



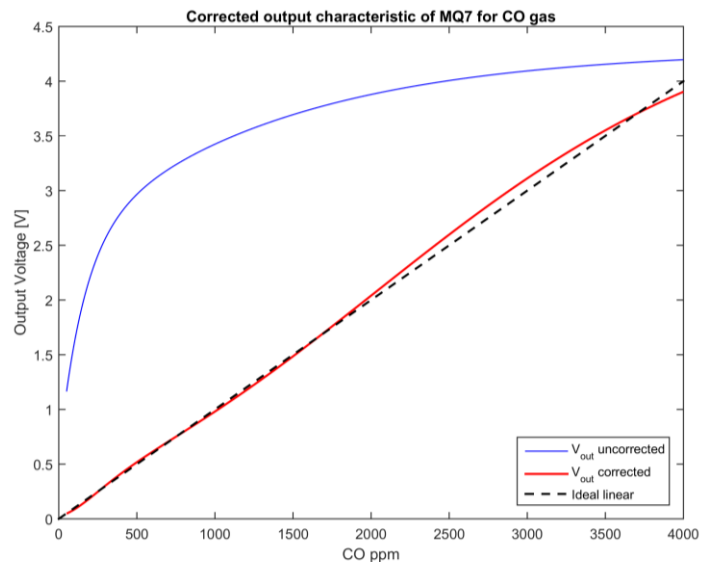
Hình 3.34. Đặc tính của cảm biến MQ7 đo nồng độ khí CO [46]

Kết quả xấp xỉ đường đặc tính khi biết 5 điểm bằng phương pháp xấp xỉ tuyến tính và xấp xỉ bằng mạng MLP được thể hiện trên hình 3.35a, sau khi chuẩn hóa điện áp đầu ra thể hiện trên hình 3.35b.



Hình 3.35a. Xấp xỉ đặc tính của cảm biến MQ7 đo khí CO      Hình 3.35b. Mạng MLP chuẩn hóa điện áp đầu ra

Trên hình 3.35c là kết quả so sánh giữa phương pháp tuyến tính hóa đặc tính của cảm biến MQ135 bằng mạng MLP ( $V_{out}$  corrected) và phương pháp tuyến tính hóa lý tưởng (Ideal linear). Đường  $V_{out}$  uncorrected là đường đặc tính ban đầu của cảm biến chưa được tuyến tính hóa và chuẩn hóa.

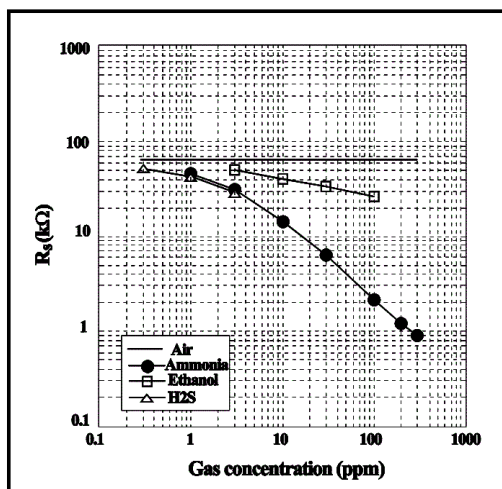


Hình 3.35c. Đặc tính của cảm biến MQ7 sau khi tuyến tính hóa

Sai lệch của đặc tính tạo bởi MLP so với đặc tính tuyến tính lý tưởng:

- Sai số trung bình: 4.6226 (ppm)
- Sai số cực đại: 11.4578 (ppm)

#### 4. Điều chỉnh đặc tính cảm biến TGS2444 đo khí NH<sub>3</sub>



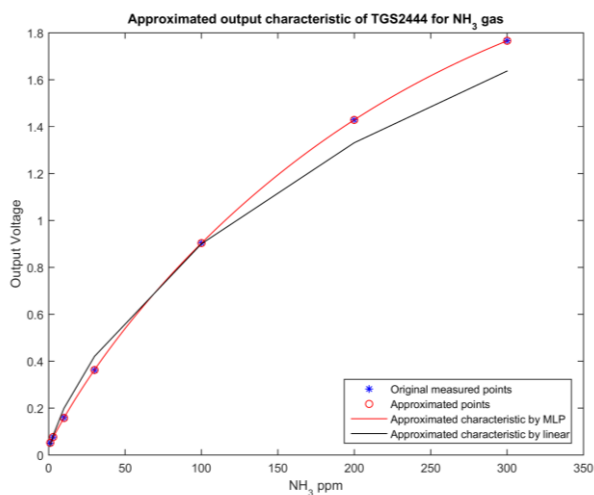
Hình 3.36. Đặc tính của cảm biến TGS2444 đo nồng độ khí NH<sub>3</sub> [48]

Dựa vào đặc tính trên hình 3.36, biểu diễn theo (3.4):

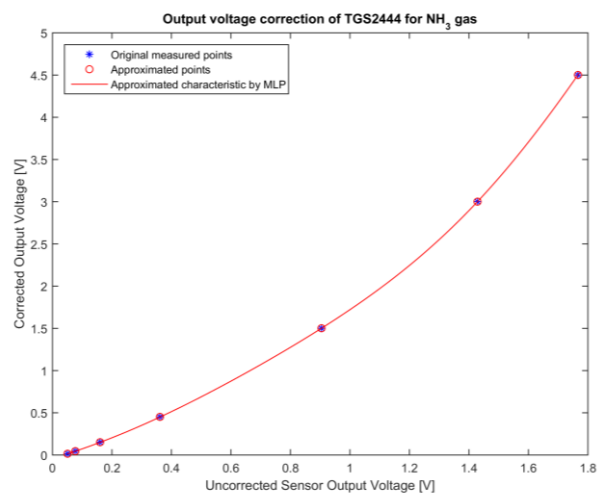
$$\log(ppm) \approx -1,3642 \cdot \log(R_s/R_0) + 2,3977 \quad (3.4)$$

Theo (3.4) đo được 7 điểm đặc tính:

TGS2444_NH <sub>3</sub> _Log = [1	3	10	30	100	200	300
99.987	93.3	81.015	67.065	50.117	40.432	35.36];



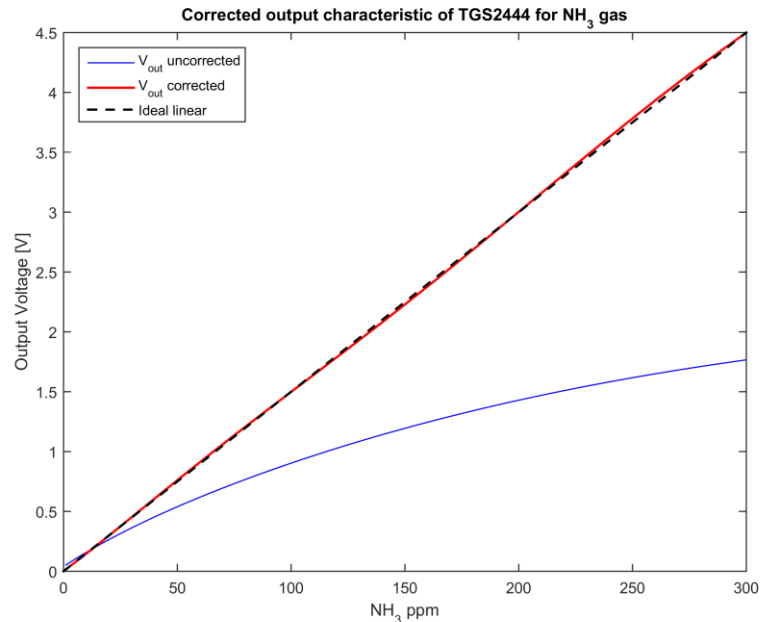
Hình 3.37a. Xấp xỉ đặc tính của cảm biến TGS2444 đo khí NH<sub>3</sub>



Hình 3.37b. Mạng MLP chuẩn hóa điện áp đầu ra

Sai lệch của đặc tính tạo bởi mạng MLP so với đặc tính tuyến tính lý tưởng:

- Sai số trung bình: 0.9172(ppm)
- Sai số cực đại: 2.2134(ppm)



Hình 3.37c. Đặc tính của cảm biến TGS2444 sau khi tuyến tính hóa

### 3.4.2. Nhận xét

Dựa vào các kết quả mô phỏng khi ứng dụng mạng MLP để điều chỉnh đặc tính  $V_{out}=f(\text{ppm})$  cho một số loại cảm biến bán dẫn, phần xấp xỉ lại đường đặc tính có dạng gần với dạng đường cong lý thuyết của cảm biến, điều đó chứng minh tính khả thi khi sử dụng MLP, mạng có cấu trúc đơn giản đó là mạng nơ-ron có 1 lớp ẩn, và số nơ-ron lớp ẩn là 1 để xấp xỉ đường cong của cảm biến với một số hữu hạn từ 3, 4, 5 ...7 điểm cho trước, từ đó tuyến tính hóa đặc tính của cảm biến dưới dạng đường thẳng với sai số đạt được nhỏ.

### 3.5. Tích hợp hai chức năng bù nhiệt độ - độ ẩm và điều chỉnh đặc tính cho cảm biến

Sau khi bù sai số của yếu tố ảnh hưởng do nhiệt độ và độ ẩm để tạo ra đặc tính tuyến tính, ta phối hợp hai chức năng bù nhiệt độ, độ ẩm và điều chỉnh đặc tính cho cảm biến.

Đặc tính  $V_{out}$  của cảm biến MQ7 đo nồng độ khí CO được cho ở điều kiện tiêu chuẩn là  $T^\circ = 20^\circ C$ ;  $RH = 65\%$  (hình 3.34), khối bù nhiệt độ và độ ẩm được thực hiện tương tự như trên. Điện áp  $V_{out}$  compensated là tín hiệu đầu ra của cảm biến đã được bù. Sau đó điều chỉnh lại đặc tính đầu ra (trục tung của đồ thị) sẽ là điện áp tỷ lệ tuyến tính với nồng độ khí cần đo.

Mạng MLP được huấn luyện để chuyển đổi điện áp có cấu trúc  $1 \times 1 \times 1$ , và bộ thông số của mạng như bảng 3.8:

Bảng 3.8. Bộ thông số cấu trúc của mạng  $1 \times 1 \times 1$

$IW^1_1$	-3.1640	$b^1_1$	2.5767	$IW^1_1$	-1.1959	$b^2_1$	0.2742
$IW^1_2$	-3.1259	$b^1_2$	-0.9890	$IW^1_2$	-0.0651		

Để kiểm nghiệm hoạt động của hệ thống, ta tiến hành tính toán và kích bản mô phỏng cho cảm biến MQ7 đo nồng độ khí CO một số trường hợp như sau:

- Trường hợp thứ nhất: Cho nồng độ khí CO thay đổi từ  $0 \div 4000$ (ppm) với bước thay đổi 200(ppm) (tổng cộng 21 trường hợp), điều kiện nhiệt độ và độ ẩm cố định với  $T^\circ C = 35^\circ C$ ,  $RH = 80\%$ , kết quả thể hiện trên hình 3.38.

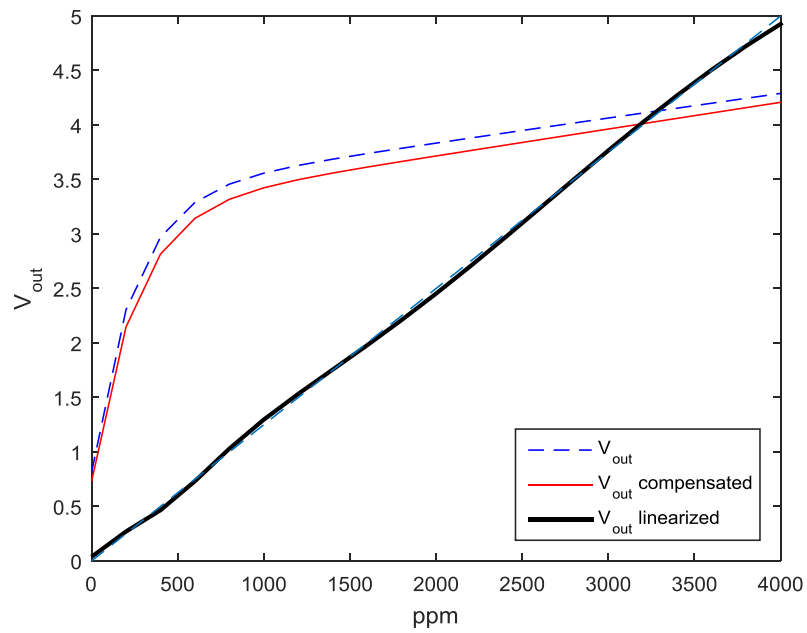
Kết quả thu được trên hình 3.38, trong đó:  $V_{out}$  là điện áp đầu ra khi nồng độ khí thay đổi, đường liền mảnh  $V_{out}$  compensated là điện áp sau khi bù do thay đổi nhiệt độ và độ ẩm, có nghĩa là đường tín hiệu điện áp điều chỉnh được đưa về điều kiện tiêu chuẩn là  $T^\circ = 20^\circ C$ ;  $RH = 65\%$ .  $V_{out}$  linearized là đặc tính đầu ra đã được tuyến tính hóa về dải điện áp  $[0 \div 5V]$ . Nhận thấy kết quả sau khi bù sai số của yếu tố ảnh hưởng và tuyến tính hóa đặc tính khá tốt.

Trên hình 3.39 thể hiện sai số giữa đường đặc tính đã tuyến tính hóa với đường đặc tính lý tưởng.

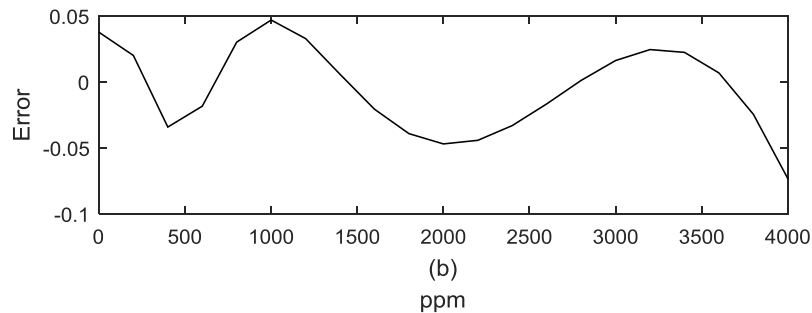
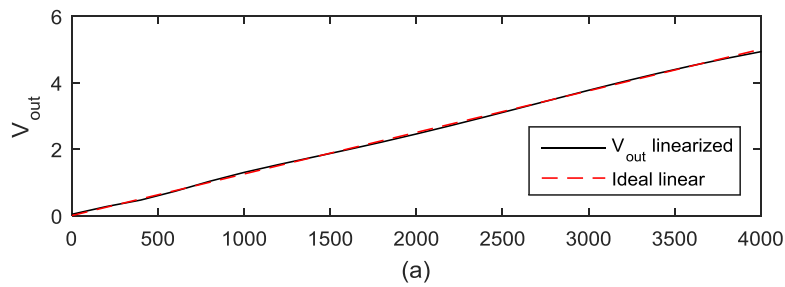
Đặc tính sai số trên hình 3.39b có:

- Sai số trung bình là: 0,0284(V),
- Sai số cực đại: 0,0734(V).





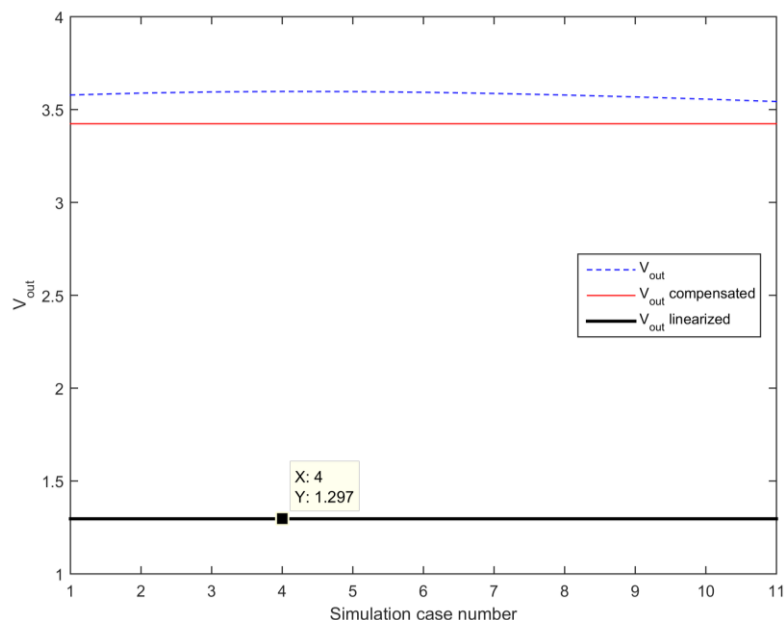
Hình 3.38. Các kết quả bù ảnh hưởng nhiệt độ và độ ẩm và tuyến tính hóa đặc tính của cảm biến khí nồng độ khí biến thiên ( $T= 35^{\circ}\text{C}$ ,  $\text{RH}= 80\%$ )



Hình 3.39. a) Kết quả bù ảnh hưởng nhiệt độ và độ ẩm và tuyến tính hóa đặc tính của cảm biến khí nồng độ khí biến thiên ( $T= 35^{\circ}\text{C}$ ,  $\text{RH}=80\%$ ) và b) sai lệch so với đặc tính tuyến tính lý tưởng

- Trường hợp thứ hai: Thử nghiệm trường hợp hỗn hợp khí có nồng độ không đổi là 1000ppm nhưng nhiệt độ và độ ẩm thay đổi. Cụ thể, ta mô phỏng

trường hợp nhiệt độ môi trường biến thiên từ  $30^{\circ}\text{C} \div 80^{\circ}\text{C}$  với bước thay đổi là  $5^{\circ}\text{C}$ , đồng thời độ ẩm cũng biến thiên từ  $95\% \div 45\%$  cũng với bước thay đổi là  $-5\%$ , tổng cộng có 11 trường hợp. Kết quả mô phỏng được thể hiện trên hình 3.40.



Hình 3.40. Kết quả bù ảnh hưởng nhiệt độ và độ ẩm và tuyến tính hóa đặc tính của cảm biến khi nhiệt độ và độ ẩm thay đổi (nồng độ khí là 1000ppm không thay đổi)

Trên hình 3.40:

Trục hoành là số các trường hợp mô phỏng: gồm 11 trường hợp.

Trục tung thể hiện:

- $V_{out}$ : là điện áp đầu ra của cảm biến;
- $V_{out}$  compensated: là điện áp đầu ra của cảm biến sau khi bù ảnh hưởng của nhiệt độ và độ ẩm. Có thể nhận thấy đường điện áp sau khi bù là đường thẳng, tương ứng thể hiện nồng độ khí là hằng số trong tất cả các trường hợp;
- $V_{out}$  linearized: là điện áp sau khi đã chuẩn hóa và tuyến tính hóa. Ta thấy, ở trường hợp mô phỏng thứ 4 (tại điểm chấm ô vuông đen), tọa độ đó điện áp đã tuyến tính hóa là hằng số với giá trị là 1,297V, tương

ứng với độ nhiệt độ là  $45^{\circ}\text{C}$  và độ ẩm là 80% thì nồng độ khí thu được theo (3.5):

$$\%CO = \frac{1,297}{5} 4000 = 1037(\text{ppm}) \quad (3.5)$$

So với giá trị nồng độ khí đặt là 1000(ppm), thì sai số đo tuyệt đối là 37,6(ppm) tương ứng sai số đo tương đối là 3,76%.

### **3.6. Tích hợp ba chức năng bù nhiệt độ, độ ẩm, loại trừ tính đa khí và tuyến tính hóa đặc tính đầu ra của cảm biến**

Thông thường trong thực tế các cảm biến bán dẫn đo nồng độ khí hay được sử dụng trong môi trường công nghiệp phức tạp (khác điều kiện tiêu chuẩn và có hỗn hợp nhiều khí). Do vậy người ta thường tích hợp tất cả các chức năng nâng cao chất lượng trên cùng một hệ thống.

Trong số các cảm biến được sử dụng trong luận án, NCS lựa chọn sử dụng ba cảm biến là MQ136, TGS2602 và TGS2444 với dải đo như đã trình bày ở trên là:  $\text{NH}_3$ : 2 → 20 ppm và  $\text{H}_2\text{S}$ : 1 → 3ppm để thực hiện ứng dụng nâng cao chất lượng của cảm biến phối hợp cả ba chức năng như sau:

Đặc tính của cả ba cảm biến MQ136, TGS2602 và TGS2444 được cho ở điều kiện tiêu chuẩn là  $T^{\circ} = 20^{\circ}\text{C}$ ;  $\text{RH} = 65\%$ .

Khối bù nhiệt độ, độ ẩm và khối loại trừ đa khí được thực hiện tương tự như các chức năng độc lập đã khảo sát. Véc-tơ điện áp  $\mathbf{V}_{ra\_bù}$  là tín hiệu đầu ra của ba cảm biến ở điều kiện tiêu chuẩn với cùng nồng độ khí.

Kịch bản mô phỏng như sau:

- Tiến hành tính toán, mô phỏng một số trường hợp với bộ số liệu học chung gồm các trường hợp nồng độ hai thành phần khí thay đổi:  $\text{NH}_3$  từ 0÷20(ppm) với bước thay đổi 2ppm (tổng cộng 11 trường hợp),  $\text{H}_2\text{S}$  nhận các giá trị {0; 1; 1,5; 2,0; 2,5; 3} (6 trường

hợp), điều kiện nhiệt độ và độ ẩm cố định với  $T=20^{\circ}\text{C}$ ,  $\text{RH}=65\%$ , tổng cộng có 66 mẫu số liệu học.

- Thử nghiệm với các số liệu: nồng độ  $\text{NH}_3$  biến thiên từ  $2\div 20(\text{ppm})$  với bước thay đổi  $0.1\text{ppm}$  (tổng cộng 182 trường hợp), nồng độ  $\text{H}_2\text{S}$  biến thiên từ  $1\div 3(\text{ppm})$  với bước  $0,05\text{ppm}$  (42 trường hợp), điều kiện nhiệt độ biến thiên ngẫu nhiên nhỏ trong khoảng từ  $T=30\div 35^{\circ}\text{C}$  độ ẩm biến thiên ngẫu nhiên trong khoảng  $\text{RH}=40\div 50\%$ , vậy tập hợp có 7644 mẫu số liệu kiểm tra.

Kết quả chương trình luyện mạng ANN cấu trúc  $3\times 3\times 2$  có bộ thông số gồm các tập trọng số thể hiện trên bảng 3.9:

Bảng 3.9. Bộ thông số của ANN có cấu trúc  $3\times 3\times 2$

$\text{IW}_1^1$	-1.3443	$\text{b}_1^1$	-0.4385	$\text{LW}_1^1$	1.4415	$\text{b}_1^2$	-1.5666
$\text{IW}_2^1$	-0.7482	$\text{b}_2^1$	-1.9368	$\text{LW}_2^1$	-6.0563	$\text{b}_2^2$	-8.1764
$\text{IW}_3^1$	1.4629	$\text{b}_3^1$	-0.3358	$\text{LW}_3^1$	-3.4710		
$\text{IW}_1^2$	-1.4417			$\text{LW}_1^2$	-11.4198		
$\text{IW}_2^2$	-2.8398			$\text{LW}_2^2$	1.6361		
$\text{IW}_3^2$	0.2966			$\text{LW}_3^2$	8.9711		
$\text{IW}_1^3$	1.7128						
$\text{IW}_2^3$	-0.1279						
$\text{IW}_3^3$	0.0781						

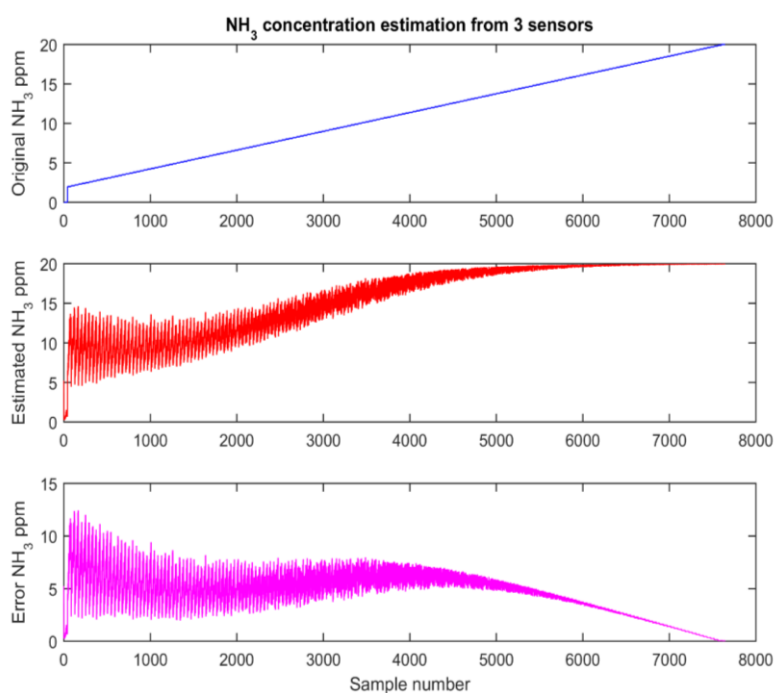
Kết quả mô phỏng thể hiện trên hình 3.41, trong đó:

Trục hoành thể hiện các mẫu số liệu kiểm tra, trục tung thể hiện đường Original  $\text{NH}_3$  ppm là nồng độ khí  $\text{NH}_3$  của các mẫu, đường Estimated  $\text{NH}_3$  ppm là nồng độ ước lượng được khi không thực hiện bù sai số của yếu tố ảnh hưởng, đường Error  $\text{NH}_3$  ppm là sai số thể hiện trên toàn tập bộ số liệu mẫu. Ta có thể nhận thấy, khi chưa bù với mức biến thiên của nồng độ  $\text{NH}_3$  trong

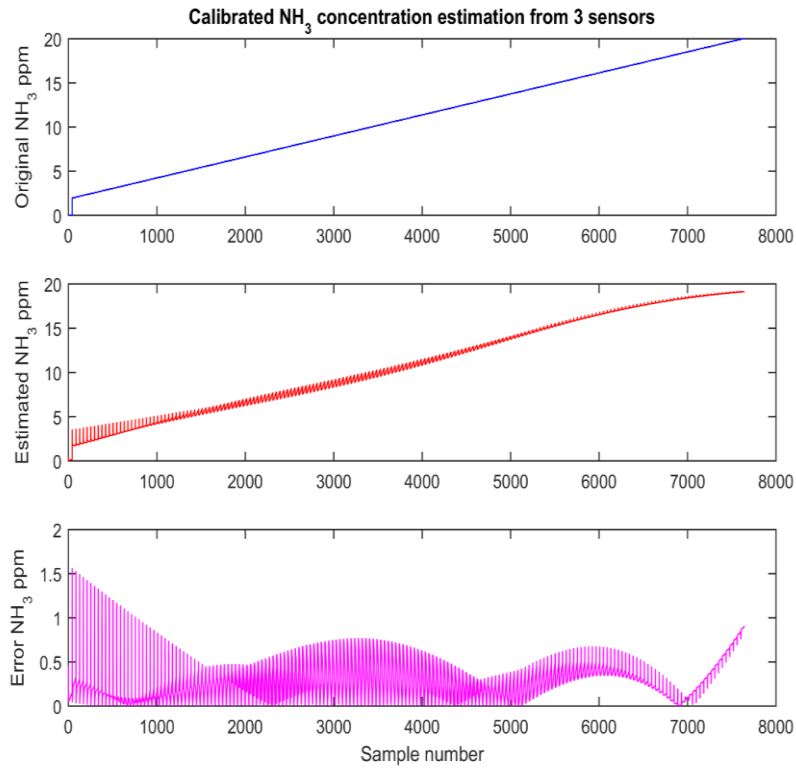
khoảng từ 0÷20(ppm) thì sai số ước lượng là khá lớn. Trung bình của sai số là 4,7(ppm), sai số lớn nhất là 12,4(ppm).

Đối với thành phần khí H<sub>2</sub>S, kết quả được thể hiện như trên hình 3.43, cũng có thể nhận thấy khi chưa bù sai số khá lớn, với giá trị trung bình của sai số là 1,0(ppm) và sai số lớn nhất là ≈ 3(ppm).

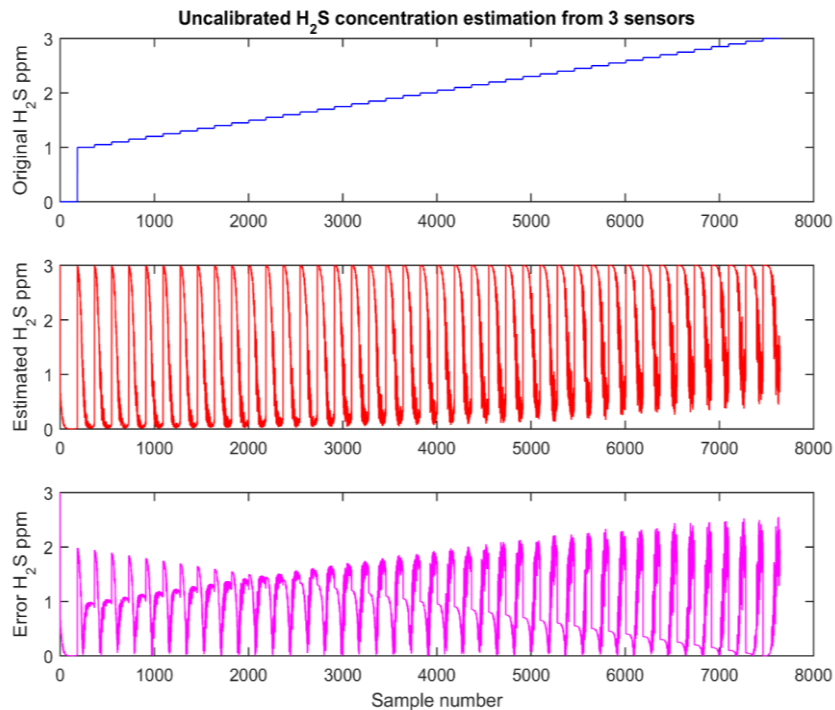
Sau khi tiến hành bù sai số do nhiệt độ và độ ẩm, kết quả thu được thể hiện trên hình 3.42 và hình 3.44 cho hai thành phần khí NH<sub>3</sub> và H<sub>2</sub>S tương ứng. Đối với thành phần khí NH<sub>3</sub> sau khi bù nhiệt độ và độ ẩm thì sai số ước lượng đã giảm đáng kể, trung bình của sai số chỉ còn 0,3(ppm), sai số lớn nhất chỉ còn 1,6(ppm). Đối với thành phần khí H<sub>2</sub>S, kết quả được thể hiện như trên hình 3.44, giá trị trung bình của sai số là 0,08(ppm) và sai số lớn nhất là 0,3(ppm).



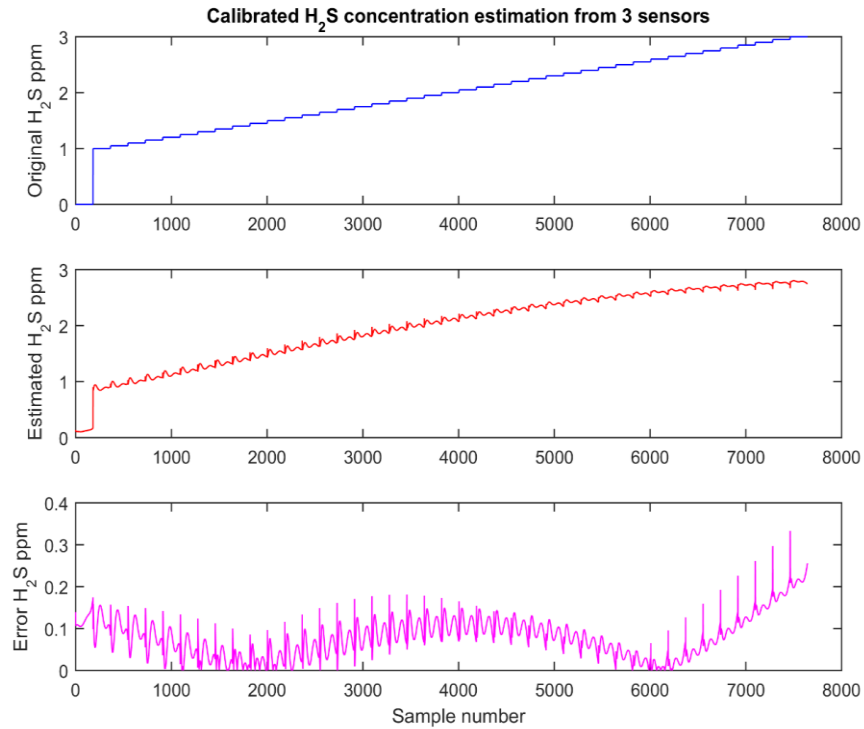
Hình 3.41. Kết quả ước lượng nồng độ thành phần khí NH<sub>3</sub> khi chưa bù của ba cảm biến trong trường hợp nhiệt độ biến thiên từ 30÷35°C, độ ẩm từ 45÷50%



*Hình 3.42.* Các kết quả ước lượng nồng độ thành phần khí  $\text{NH}_3$  khi đã bù của ba cảm biến trong trường hợp nhiệt độ biến thiên từ  $30 \div 35^\circ\text{C}$ , độ ẩm từ  $45 \div 50\%$



*Hình 3.43.* Các kết quả ước lượng nồng độ thành phần khí  $\text{H}_2\text{S}$  khi chưa bù của ba cảm biến trong trường hợp nhiệt độ biến thiên từ  $30 \div 35^\circ\text{C}$ , độ ẩm từ  $45 \div 50\%$



Hình 3.44. Các kết quả ước lượng nồng độ thành phần khí H<sub>2</sub>S khi đã bù của ba cảm biến trong trường hợp nhiệt độ biến thiên từ 30÷35°C, độ ẩm từ 45÷50%

### 3.7. Kết luận chương 3

Chương 3 đã thực hiện mô phỏng ứng dụng nâng cao chất lượng của các cảm biến bán dẫn đo nồng độ khí H<sub>2</sub>S, NH<sub>3</sub> và CO với tất cả các cấu trúc đã đề xuất trong chương 2. Việc kiểm tra các cấu trúc đã đề xuất bằng mô phỏng cho phép đánh giá tính đúng đắn của cơ sở lý luận đặt ra, kết quả cụ thể như sau:

- Bù sai số của chuyển đổi sơ cấp gây ra bởi các yếu tố ảnh hưởng của môi trường đo là nhiệt độ và độ ẩm với sai số rất nhỏ  $\approx 0.05\%$ , do vậy cảm biến với giải pháp ANN bù yếu tố ảnh hưởng do nhiệt độ và độ ẩm môi trường gây ra sẽ có độ chính xác cao hơn khi hoạt động trong môi trường thực tế.
- Khắc phục tính phản ứng đa khí của cảm biến khi sử dụng ba hoặc bốn cảm biến có khả năng vừa phát hiện vừa ước lượng chính xác

nồng độ khí thành phần đạt sai số tuyệt đối dao động từ  $0.09 \div 0.2(\text{ppm})$ .

- Điều chỉnh đặc tính khi có hữu hạn điểm làm việc của cảm biến với độ chính xác cao, cảm biến có đặc tính đã được chuẩn hóa và tuyến tính hóa sẽ thuận lợi hơn cho người sử dụng trong quá trình tích hợp vào các thiết bị đo, các hệ hậu xử lý sẽ đơn giản và chính xác hơn.
- Tính khả thi của hai phương án tổng hợp vừa bù sai số của nhiệt độ, độ ẩm với tuyến tính hóa đặc tính của cảm biến đạt sai số đo tuyệt đối là  $37,6(\text{ppm})$ ; sai số đo tương đối đạt  $3,76\%$  khi đo nồng độ khí CO là  $1000(\text{ppm})$ . Vừa bù nhiệt độ, độ ẩm, loại trừ tính phản ứng đa khí và tuyến tính hóa đặc tính của cảm biến khi đo nồng độ khí  $\text{NH}_3$ , trung bình của sai số đạt được  $0,3(\text{ppm})$ , sai số lớn nhất đạt  $1,6(\text{ppm})$ . Khi đo nồng độ khí  $\text{H}_2\text{S}$ , giá trị trung bình của sai số đạt được  $0,08(\text{ppm})$  và sai số lớn nhất  $0,3(\text{ppm})$ .



## CHƯƠNG 4. XÂY DỰNG HỆ THỐNG THỰC NGHIỆM ỨNG DỤNG ANN BÙ SAI SỐ ẢNH HƯỞNG CỦA CẢM BIẾN

### 4.1. Đặt vấn đề

Do điều kiện thực tế lấy mẫu nồng độ các chất khí tại Viện Đo lường Quốc gia và Cục tiêu chuẩn đo lường chất lượng Hải Phòng còn hạn chế, số lượng các loại chất khí không nhiều và mỗi loại khí chỉ có một nồng độ duy nhất, việc pha loãng để có nhiều nồng độ khí khác nhau chưa có thiết bị đạt tiêu chuẩn. Do vậy mô hình thực nghiệm chỉ tiến hành được với một cảm biến MQ136 đo một nồng độ khí  $H_2S$  cho ứng dụng bù sai số của yếu tố ảnh hưởng nhiệt độ và độ ẩm.

Mục tiêu thiết kế thiết bị thực nghiệm: Mặc dù chỉ thử nghiệm được với một nồng độ khí  $H_2S$ , nhưng thiết bị được chế tạo với 2 đầu vào cảm biến (có thể sử dụng khi đo nồng độ khí  $NH_3$ ).

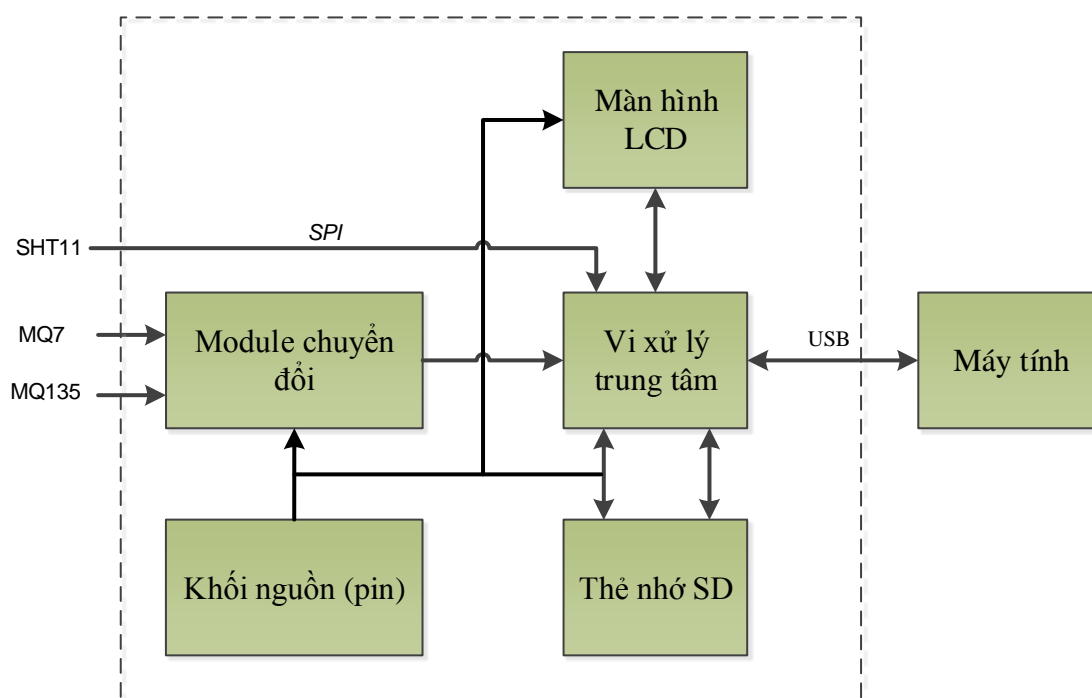
Mô hình triển khai để đo hai, ba nồng độ khí:

- Tích hợp cảm biến đo nhiệt độ và độ ẩm để bù sai số do yếu tố ảnh hưởng tới kết quả đo của cảm biến khi đo khí trong môi trường khác điều kiện tiêu chuẩn;
- Lưu dữ liệu này vào thẻ nhớ SD, thời gian lưu liên tục trong khoảng 3 tháng;
- Hiển thị dữ liệu online trên màn hình LCD;
- Thiết bị có thể chạy bằng nguồn điện lưới hoặc pin.

Từ những mục đích yêu cầu trên, luận án đề xuất sơ đồ khối của thiết bị đo thể hiện trên hình 4.1:

Bao gồm cảm biến (MQ135, MQ136) làm nhiệm vụ đo nồng độ khí ( $NH_3$ ,  $H_2S$ ), tín hiệu sau cảm biến được đưa vào module chuyển đổi để đưa về dải điện áp chuẩn từ 0÷5(V) (ký hiệu là  $V_{out}$ ), tín hiệu  $V_{out}$  này được số hóa bằng các bộ chuyển đổi ADC và xử lý dữ liệu số bằng các thuật toán trên IC

vi xử lý trung tâm. Kết quả sau xử lý sẽ được hiển thị trên LCD, ghi vào thẻ nhớ SD và truyền lên máy tính khi thiết bị được kết nối với máy tính.



Hình 4.1. Sơ đồ khối của thiết bị đo

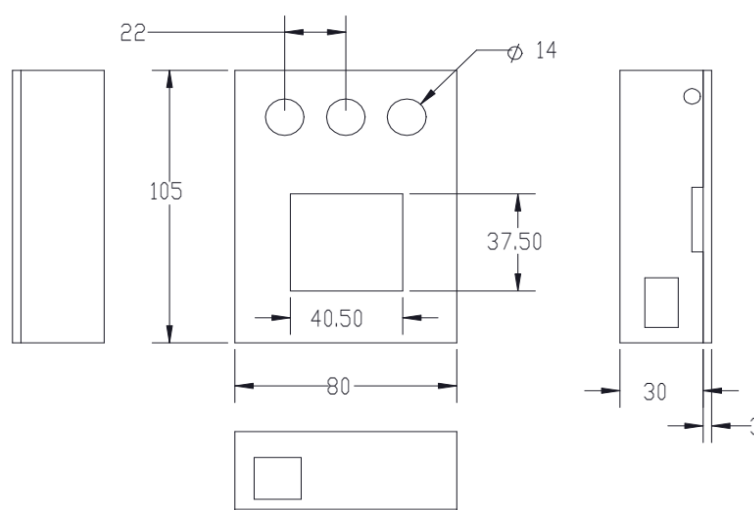
## 4.2. Kết quả triển khai

Các thiết kế trên đây đã được thử nghiệm hoàn chỉnh trên các sơ đồ nguyên lý và thiết kế mạch phần cứng sử dụng công nghệ ARM là STM32F101, thiết bị được đóng trong vỏ có kích thước nhỏ gọn bao gồm: chiều dài 105mm x chiều rộng 80mm x chiều cao 30mm) thể hiện trên hình 4.2.

Quy trình thử nghiệm khí H<sub>2</sub>S như sau:

- Tạo ra hộp mica trắng trong suốt làm bình chứa khí, và đặt thiết bị đo vào trong;
- Mở van của bình chứa khí chuẩn, đẩy khí H<sub>2</sub>S chuẩn vào hộp, khoảng 20s thì đóng van;
- Giá trị đo 1: Thiết bị đo nồng độ X<sub>1</sub>(ppm) khí H<sub>2</sub>S ở nhiệt độ, độ ẩm tiêu chuẩn có giá trị: T<sub>1</sub><sup>o</sup>=20°C, RH<sub>1</sub>% =65%;

- Các giá trị đo khác: Giữ nguyên giá trị nồng độ  $X_1$ (ppm), nhưng thay đổi nhiệt độ và độ ẩm, lần lượt thu được các giá trị đo khác nhau, ở các giá trị nhiệt độ tại các điểm 20, 30, 35 và 50°C, độ ẩm lần lượt là 33% và 85%.
- Quá trình thu thập này là liên tục (một phút thiết bị cập nhập giá trị một lần) lưu vào thẻ nhớ và hiển thị song song dữ liệu về kết quả đo lên màn hình LCD.
- Để tạo ra môi trường có sự biến thiên nhiệt độ thiết bị được đặt trong một lò nhiệt có thể thay đổi được nhiệt độ trong dải rộng từ 20 ÷ 400°C, với các giá trị nhiệt độ và độ ẩm tạo được thể hiện trên các hình 4.4÷4.7.



Hình 4.2. Thiết bị chế tạo



Hình 4.3. Thiết bị đo với bình khí chuẩn H<sub>2</sub>S

Quá trình mô phỏng và thực nghiệm cho ứng dụng bù ảnh hưởng của nhiệt độ và độ ẩm có kịch bản như sau: Dùng khí chuẩn có nồng độ 10(ppm) để thực hiện ứng dụng bù, giữ nguyên giá trị nồng độ khí, sau đó thay đổi các giá trị nhiệt độ và độ ẩm:



Hình 4.4. Lò tạo môi trường đo có nhiệt độ và độ ẩm chuẩn đạt T°C=20°C, RH=65%



Hình 4.5. Thiết bị đặt trong khoang lò để tạo các giá trị độ ẩm và nhiệt độ khác nhau

- Trường hợp 1: Đặt giá trị độ ẩm RH=33%, nhiệt độ từ biến thiên (20÷50)°C, mặc dù datasheet của cảm biến cho dải biến thiên của nhiệt độ (-0÷50)°C,

nhưng do điều kiện thực nghiệm không tạo được dải biến thiên nhiệt độ này. Vì vậy các giá trị nhiệt độ được dùng để khảo sát là 20, 30, 35 và 50°C.

- Trường hợp 2: Tăng giá trị độ ẩm lên RH=85%, nhiệt độ từ biến thiên (20÷50)°C.



Hình 4.6. Lò tạo môi trường đo có nhiệt độ và độ ẩm đạt T°C=40°C, RH=33%

Hình 4.7. Lò tạo môi trường đo có nhiệt độ và độ ẩm đạt T°C=30°C, RH=85%

Và các kết quả đạt được như trong các bảng 4.1÷4.3.

Bảng 4.1. Kết quả mô phỏng và thực nghiệm đo nồng độ khí H<sub>2</sub>S khi chưa bù với nhiệt độ thay đổi (20÷50)°C và độ ẩm RH=33%

Nhiệt độ (°C)	Nồng độ H <sub>2</sub> S chuẩn (ppm)	Kết quả mô phỏng khi chưa bù (ppm)	Sai số tương đối (%)	Kết quả thực nghiệm khi chưa bù (ppm)	Sai số tương đối (%)
20	10	10.02	0.22	10.2	2
30	10	10.2	2	11.34	13.4
35	10	10.45	4.5	11.73	17.3
50	10	11.01	10,1	12.26	22.6

*Bảng 4.2.* Kết quả mô phỏng và thực nghiệm đo nồng độ khí H<sub>2</sub>S khi chưa bù với nhiệt độ thay đổi (20÷50)<sup>o</sup>C và độ ẩm RH=85%

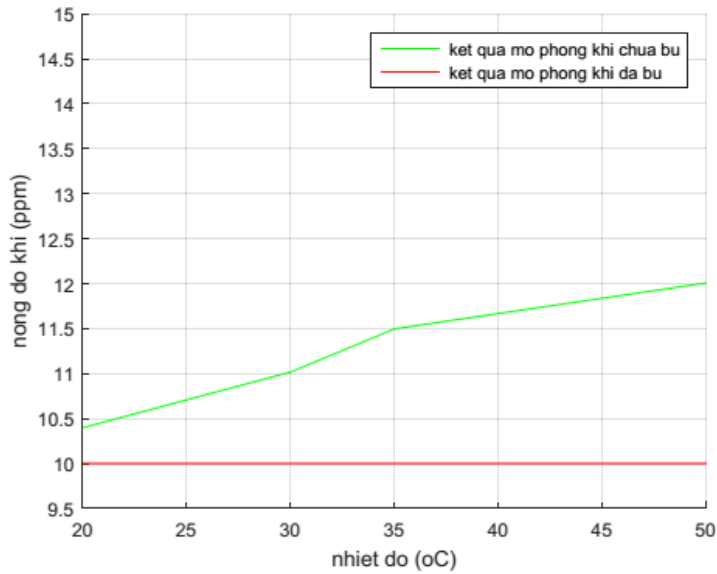
Nhiệt độ ( <sup>o</sup> C)	Nồng độ H <sub>2</sub> S chuẩn (ppm)	Kết quả mô phỏng khi chưa bù (ppm)	Sai số tương đối (%)	Kết quả thực nghiệm khi chưa bù (ppm)	Sai số tương đối (%)
20	10	10.4	4	11.4	14
30	10	11.02	10.2	12.64	16.4
35	10	11.50	15	13.21	32.1
50	10	12.01	20.1	13.26	32.6

*Bảng 4.3.* Kết quả mô phỏng và thực nghiệm đo nồng độ khí H<sub>2</sub>S khi đã bù

Nhiệt độ ( <sup>o</sup> C)	Nồng độ H <sub>2</sub> S chuẩn (ppm)	Kết quả mô phỏng khi đã bù (ppm)	Sai số tương đối (%)	Kết quả thực nghiệm khi đã bù (ppm)	Sai số tương đối (%)
20	10	10.001	0.01	10.25	2.5
30	10	10.002	0.02	10.251	2.51
35	10	10.003	0.03	10.253	2.53
50	10	10.005	0.04	10.255	2.55

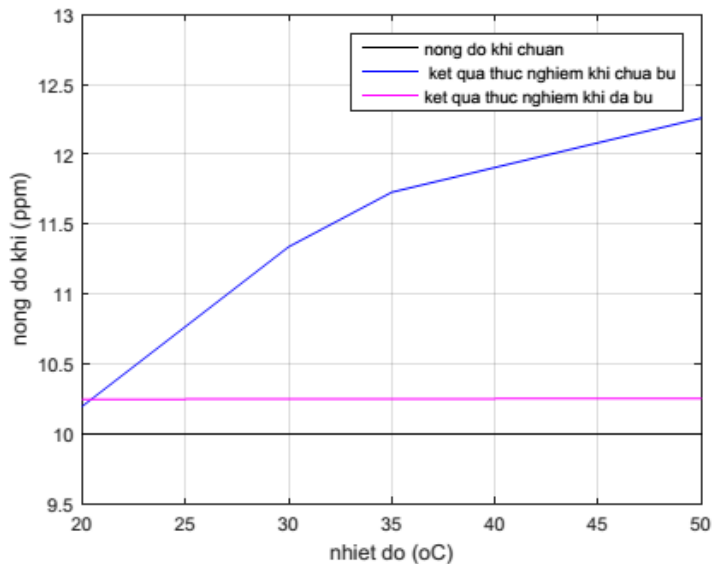
Để thấy được rõ nét hơn sự sai khác các giá trị kết quả trên bảng 4.1, 4.2 và 4.3 bao gồm các kết quả mô phỏng trước và sau khi bù, cũng như các kết quả thực nghiệm trước và sau khi bù được biểu thị lại bằng các đường đồ thị thể hiện trên các hình sau:

Hình 4.8 thể hiện kết quả mô phỏng trước và sau khi bù, khi cho nhiệt độ biến thiên từ 20÷50(<sup>o</sup>C) và giá trị độ ẩm tại RH=33%, trong đó đường màu xanh là kết quả giá trị nồng độ (ppm) đo được khi chưa ứng dụng bù, ta thấy sai số này khá lớn so với tín hiệu đặt, sai số nhỏ nhất ≈0.22% và sai số lớn nhất ≈10.1%. Đường màu đỏ là kết quả đã được ANN bù và chất lượng của phép đo được cải thiện rõ rệt, sai số giảm xuống còn ≈ 0.01%.



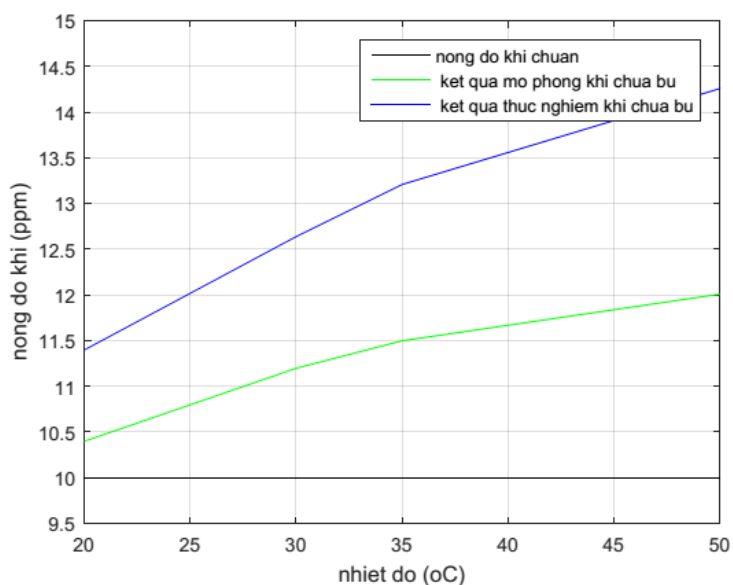
Hình 4.8. Kết quả so sánh trước và sau khi bù ANN bằng mô phỏng với nhiệt độ biến thiên từ 20÷50(°C) tại độ ẩm RH=33%

Hình 4.9 thể hiện kết quả đo ở thực nghiệm khi chưa có bù đường màu xanh, sai số lớn nhất  $\approx 22.6\%$ , và đường màu tím là đường kết quả thực nghiệm khi đã được bù nên sai số giảm xuống còn  $\approx 2.5\%$  tại độ ẩm 33%.



Hình 4.9. Kết quả so sánh trước và sau khi bù ANN bằng thực nghiệm với nhiệt độ biến thiên từ 20÷50°C và độ ẩm RH=33%

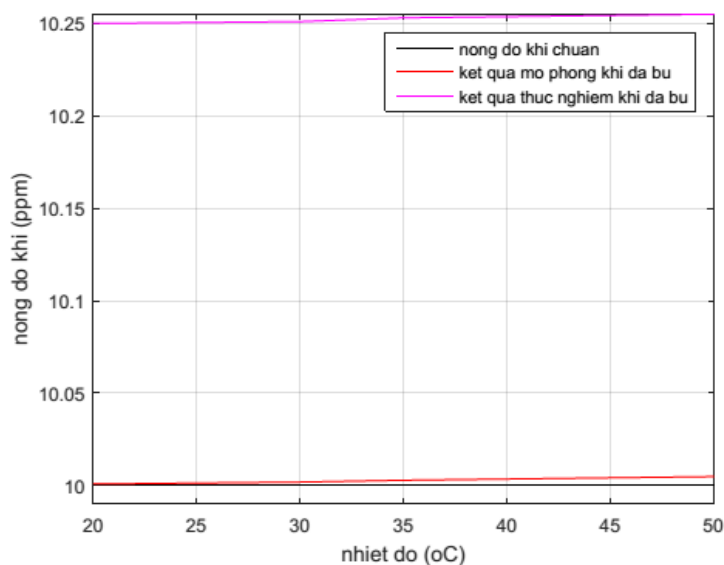
Hình 4.10 thể hiện kết quả mô phỏng khi chưa bù đường màu xanh lục, đường màu xanh lam là kết quả đo thực nghiệm khi chưa bù và đường màu đen là nồng độ khí chuẩn. Sai số sai lệch giữa 2 kết quả đo là  $\approx 12.5\%$  tại độ ẩm 33%.



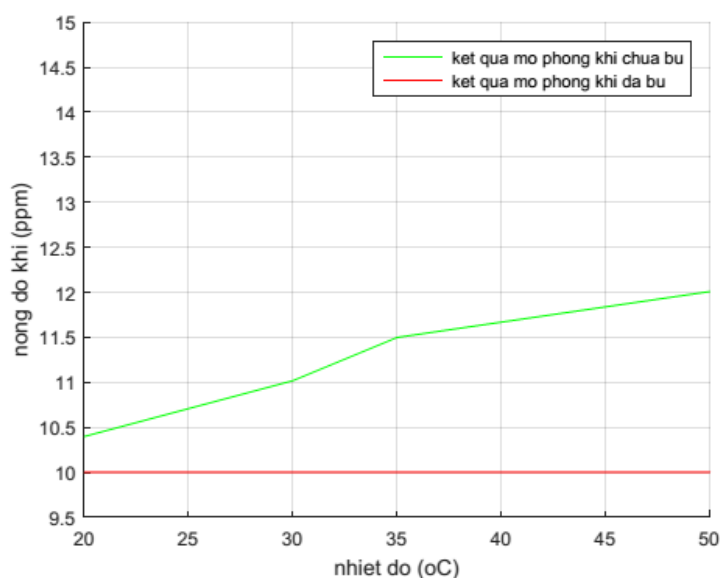
Hình 4.10. Kết quả so sánh trước khi bù bằng mô phỏng và trước khi bù bằng thực nghiệm với nhiệt độ biến thiên từ 20÷50(°C) tại độ ẩm RH=33%

Hình 4.11 thể hiện kết quả đã được bù khi mô phỏng là đường màu đỏ và đường màu tím là kết quả thực nghiệm khi đã bù, sai số khi mô phỏng đạt 0.01%, còn khi thực nghiệm sai số đạt  $\approx 2.5\%$  so với nồng độ khí chuẩn.





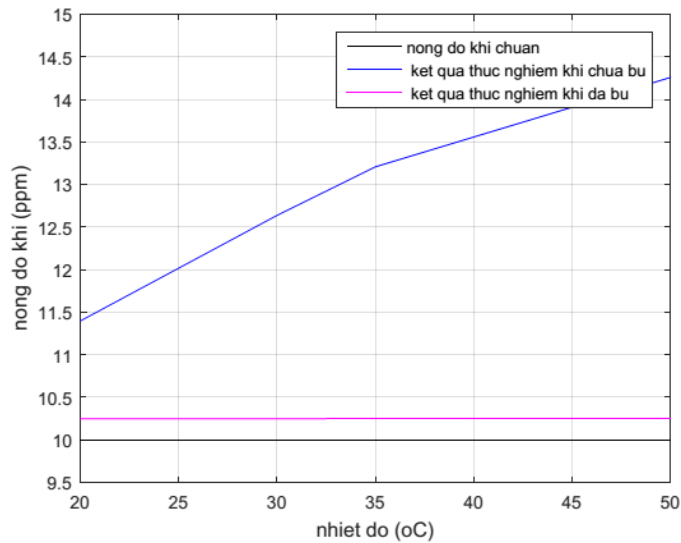
Hình 4.11. Kết quả so sánh sau khi bù bằng mô phỏng và sau khi bù bằng ANN thực nghiệm với nhiệt độ biến thiên từ 20÷50(°C) tại độ ẩm RH=33%



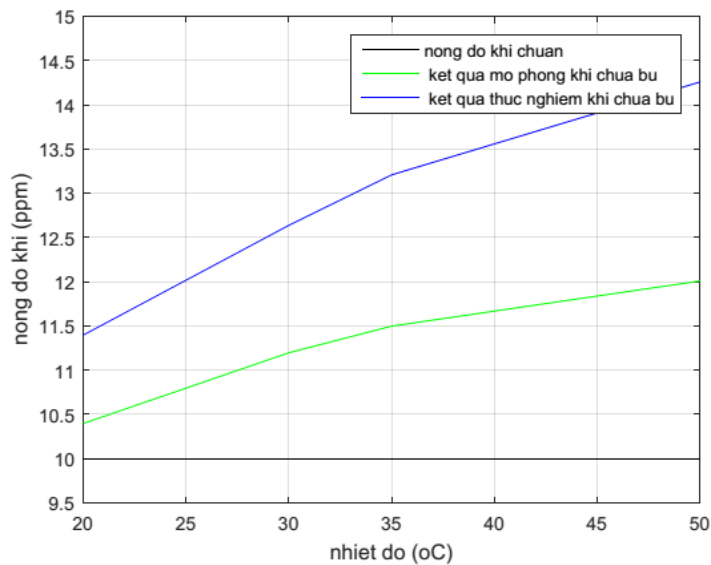
Hình 4.12. Kết quả so sánh trước và sau khi bù ANN bằng mô phỏng với nhiệt độ biến thiên 20÷50(°C) tại độ ẩm RH=85%

Hình 4.12 thể hiện kết quả của ứng dụng mô phỏng trước và sau khi bù, cho nhiệt độ biến thiên từ 20÷50(°C) và giá trị độ ẩm tại RH=85%, trong đó đường màu xanh là kết quả giá trị nồng độ (ppm) đo được khi chưa ứng dụng bù, ta thấy sai số này khá lớn so với tín hiệu đặt, sai số nhỏ nhất là 4% và sai

số lớn nhất là 20.1%. Đường màu đỏ thể hiện kết quả đã được ANN bù, sai số giảm xuống còn  $\approx 0.01\%$ .



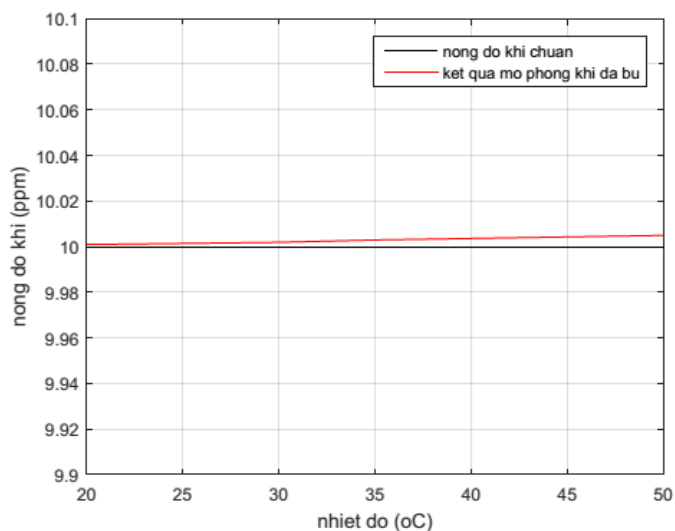
Hình 4.13. Kết quả so sánh trước và sau khi bù bằng thực nghiệm với nhiệt độ biến thiên từ 20÷50(°C) tại độ ẩm RH=85%



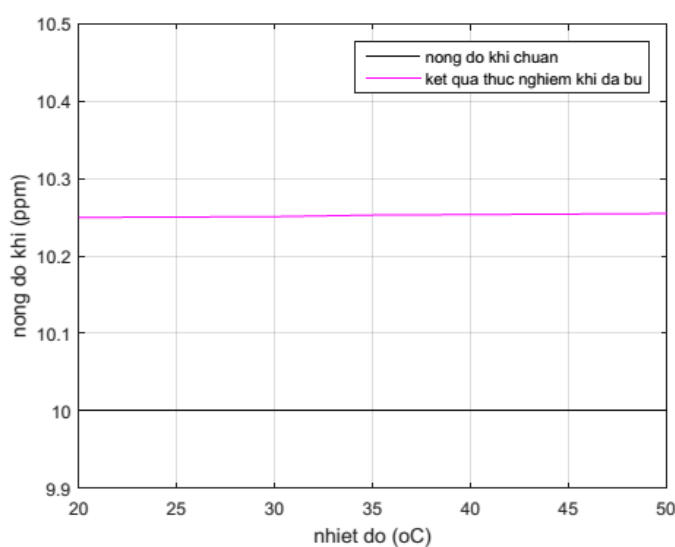
Hình 4.14. Kết quả so sánh trước khi bù bằng mô phỏng và trước khi bù bằng thực nghiệm

Hình 4.13 thể hiện kết quả: đường màu xanh khi đo ở thực nghiệm chưa có bù (sai số lớn nhất 32.6%), và đường màu tím khi đã có bù (sai số giảm xuống 2.5%).

Hình 4.14 thể hiện kết quả đo khí chưa bù, kết quả thực nghiệm đường màu xanh lục và đường màu xanh lam là kết quả đo mô phỏng (đường màu đen là nồng độ khí chuẩn) với sai số sai lệch giữa 2 kết quả đo là 22.5%.



Hình 4.15. Kết quả so sánh khí bù bằng mô phỏng và nồng độ khí chuẩn =10(ppm) với nhiệt độ biến thiên từ 20÷50(°C)



Hình 4.16. Kết quả so sánh khí bù bằng thực nghiệm và nồng độ khí chuẩn =10(ppm) với nhiệt độ biến thiên từ 20÷50(°C)

Hình 4.15 và 4.16, thể hiện rõ nét hơn các kết quả đã bù khí mô phỏng và đã bù khí thực nghiệm, so với nồng độ khí chuẩn đạt sai số bù mô phỏng  $\approx 0.01\%$  và sai số bù thực nghiệm là  $\approx 2.5\%$

### 4.3. Kết luận chương 4

Chương 4, đã xây dựng thành công mô hình thực nghiệm ứng dụng ANN nâng cao chất lượng cảm biến bán dẫn. Tuy nhiên do điều kiện thực nghiệm khó khăn nên kết quả triển khai thiết bị thực nghiệm chỉ được ứng dụng bù sai số của yếu tố ảnh hưởng nhiệt độ và độ ẩm của cảm biến MQ136 đo nồng độ khí H<sub>2</sub>S.

Bộ số liệu có được sau khi huấn luyện off line - ANN được cài đặt vào bộ vi xử lý của mô hình, làm sáng tỏ thêm tính khả thi của giải pháp nâng cao chất lượng cảm biến bán dẫn đo nồng độ khí ứng dụng mạng MLP.

Khi áp dụng ANN để chế tạo cảm biến, vấn đề bù sai số do yếu tố ảnh hưởng được giải quyết một cách đơn giản nhưng rất hiệu quả, không phải sử dụng các mạch xử lý chuyên dụng. Kết quả được thể hiện trên các hình từ 4.8÷4.16, sai số giảm rất nhiều, cụ thể là sai số khi chưa bù bằng thực nghiệm nhỏ nhất là  $\approx 2\%$  với trường hợp độ ẩm 33% và lớn nhất là 32.6% ứng với độ ẩm là 85%, sau khi ứng dụng ANN vào bù sai số giảm xuống còn  $\approx 2.5\%$ .

Ứng dụng này còn có ý nghĩa thực tế lớn: sau một thời gian cảm biến làm việc, sai số vượt quá mức cho phép, thì cảm biến không bị loại bỏ mà được đào tạo lại để tái sử dụng. Trường hợp này, ANN được qua một khoá tái huấn luyện, trên cơ sở những số liệu đo lường có được khi kiểm định. Điều này sẽ rất có ý nghĩa về mặt kinh tế, nếu tính tới số lượng lớn các cảm biến và có nhiều cảm biến đất tiền dùng trong sản xuất hiện nay.

## KẾT LUẬN

Luận án đã đạt được những kết quả nhất định trong hướng tìm kiếm các giải pháp và công cụ khác nhau để giải quyết ứng dụng nâng cao chất lượng cảm biến đo lường chất khí.

### 1. Những kết quả đạt được

Nghiên cứu một số vấn đề lý luận và mô phỏng, kiểm nghiệm thực tế nhằm ứng dụng ANN để nâng cao chất lượng cảm biến bán dẫn đo nồng độ khí H<sub>2</sub>S, NH<sub>3</sub> và CO trong môi trường công nghiệp cụ thể là trong các ứng dụng sau:

- Xây dựng cấu trúc cảm biến ứng dụng mạng ANN để bù sai số của yếu tố ảnh hưởng, ANN có cấu trúc đơn giản có một đầu vào là nhiệt độ (so với ANN 2 đầu vào nhiệt độ và độ ẩm của các công trình khác), số nơ-ron lớp ẩn thấp chỉ 1 nơ-ron để xấp xỉ chính xác các đặc tính ảnh hưởng của nhiệt độ và độ ẩm tới kết quả đo, từ đó làm cơ sở cho ứng dụng bù, phần bù chỉ dùng phương pháp nội suy tuyến tính và tính toán, đây là đóng góp mới và khác biệt với các công trình khác sử dụng ANN. Đồng thời sai số đạt được rất nhỏ (sai số  $\approx 0.05\% \div 0.1\%$ ) nhỏ hơn 37÷59 lần so với sai số (3.7% và 5.9%) trong công trình [33] cùng đối tượng và cùng phương pháp.
- Xây dựng cấu trúc cảm biến ứng dụng mạng ANN có cấu trúc rất đơn giản chỉ 4-4-2, dùng tối thiểu là 3 và tối đa là 4 cảm biến có khả năng phân biệt và ước lượng chính xác được nồng độ khí thành phần NH<sub>3</sub> và H<sub>2</sub>S.
- Xây dựng cấu trúc cảm biến ứng dụng mạng ANN có thể chuẩn hóa sau đó tuyến tính hóa đặc tính của cảm biến với sai số lớn nhất  $\approx 0.02\%$ .

- Ngoài ra còn đóng góp xây dựng cấu trúc cảm biến tích hợp nhiều chức năng như bù sai số nhiệt độ và độ ẩm, khắc phục tính phản ứng đa khí và điều chỉnh đặc tính của cảm biến.
- Khi áp dụng ANN để chế tạo cảm biến trong thực tế, vấn đề sai số của yếu tố ảnh hưởng nhiệt độ và độ ẩm được bù rất hiệu quả, sai số khi chưa bù bằng thực nghiệm nhỏ nhất là  $\approx 2\%$  với trường hợp độ ẩm 33% và lớn nhất là 32.6% ứng với độ ẩm là 85%, sau khi ứng dụng ANN vào bù sai số thực nghiệm giảm xuống còn  $\approx 2.5\%$ .

## **2. Hướng phát triển tiếp theo**

Kết quả mới của luận án đạt được có thể phát triển tiếp theo:

- Về khoa học: Để hoàn thiện các giải pháp nâng cao chất lượng cho cảm biến đo nồng độ khí loại bán dẫn nói riêng và cảm biến khí nói chung trong môi trường công nghiệp cần phát triển thêm các giải pháp nâng cao khác như: bù sai số ngẫu nhiên, bù sai số hệ thống... cũng như ứng dụng các loại mạng nơ ron khác nhau cho nhiều loại cảm biến đo các nồng độ khí độc, hại khác.
- Về thực nghiệm: Tiến hành thực nghiệm với hai giải pháp là điều chỉnh đặc tính và loại trừ tính phản ứng đa khí của cảm biến.

## DANH MỤC CÁC CÔNG TRÌNH ĐÃ CÔNG BỐ

1. Trần Thị Phương Thảo (2016). *Nghiên cứu, thiết kế, chế tạo thiết bị đo nồng độ khí NH<sub>3</sub> cho các trang trại nuôi gà công nghiệp*. Đề tài NCKH cấp Trường.
2. Trần Thị Phương Thảo (2017). *Thông minh hóa cảm biến đo lường trên cơ sở mạng nơ-ron nhân tạo*. Đề tài NCKH cấp Trường.
3. Trần Thị Phương Thảo (2019). *Chế tạo thiết bị thử nghiệm ứng dụng mạng nơ ron khắc phục sai số ảnh hưởng của môi trường tới cảm biến đo NH<sub>3</sub> và H<sub>2</sub>S*. Đề tài NCKH cấp Trường.
4. Trần Thị Phương Thảo, Trần Sinh Biên (2016). *Ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo xấp xỉ đặc tính đầu ra của cảm biến MQ135*. Tạp chí Giao thông vận tải - số 6.
5. Trần Thị Phương Thảo (2016). *Nghiên cứu sự ảnh hưởng của nhiệt độ và độ ẩm đến cảm biến MQ136*. Tạp chí Giao thông vận tải – số 7.
6. Trần Thị Phương Thảo, Trần Sinh Biên, Trần Hoài Linh (2017). *Ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo bù một số dạng sai số của cảm biến MQ7 đo nồng độ khí CO*. Hội nghị Điều khiển và Tự động hóa cho Phát triển Bền vững CASD.
7. Trần Thị Phương Thảo, Trần Sinh Biên, Trần Hoài Linh (2017), *Ứng dụng mạng nơron nhân tạo (ANN) khắc phục tính đa khí của cảm biến bán dẫn đo nồng độ khí*, Hội nghị toàn quốc lần thứ 4 về Điều khiển và Tự động hóa VCCA.
8. Trần Thị Phương Thảo, Trần Sinh Biên, Nguyễn Khắc Khiêm, Trần Hoài Linh (2018). *A Solution For Reducing The Temperature And Humidity Effects On The Accuracy Of TGS 2602 Sensor In Measuring NH3 Gas Concentration*, Tạp chí Khoa học - Công nghệ Giao thông vận tải.

9. Thao P. TRAN<sup>1</sup>, Bien S. TRAN<sup>1</sup>, Linh H TRAN<sup>2</sup>, Tien V. NGUYEN<sup>1</sup>, *A Temperature and Humidity Effects Compensation Solution for Metal Oxide Sensor in Measuring Toxic Gas Concentration*, “Hội nghị Quốc tế về nước, không khí và bảo vệ đất (CleanWas 2019)”, 26-28/7/2019 tại Thành phố Hồ Chí Minh.
10. Trần Thị Phương Thảo, *Nghiên cứu ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo nâng cao chất lượng cảm biến bán dẫn*, Tạp chí Giao thông vận tải, Tháng 8/2019.
11. Trần Thị Phương Thảo, Trần Sinh Biên, Trần Hoài Linh, *Ứng dụng mạng nơ ron nhân tạo MLP thông minh hóa cảm biến bán dẫn đo nồng độ khí*, Hội nghị - triển lãm Quốc tế lần thứ 5 về điều khiển và tự động hóa VCCA-2019, 9/2019



## TÀI LIỆU THAM KHẢO

### 1. Tài liệu Tiếng Việt

- [1]. BTNMT (2009). *Quy chuẩn Kỹ thuật Quốc gia về chất lượng không khí xung quanh*, QCVN 05.
- [2]. BTNMT (2009). *Quy chuẩn Kỹ thuật Quốc gia về một số chất độc hại trong không khí xung quanh*. QCVN 06.
- [3]. Bùi Công Cường, Nguyễn Doãn Phước (2003). *Hệ mờ mạng nơ-ron và ứng dụng*, NXB KH&KT.
- [4]. Lê Văn Doanh và các đồng tác giả (2007). *Các bộ cảm biến trong đo lường và điều khiển*, NXB KH&KT.
- [5]. Phạm Thượng Hàn và các đồng tác giả (2003). *Kỹ thuật đo lường các đại lượng vật lý tập 1*. NXB Giáo dục.
- [6]. Phạm Thượng Hàn và các đồng tác giả (2003). *Kỹ thuật đo lường các đại lượng vật lý tập 2*. NXB Giáo dục.
- [7]. Trần Hoài Linh (2014). *Mạng nơ-ron và ứng dụng trong xử lý tín hiệu*, NXB. Bách khoa Hà Nội.
- [8]. Trần Hoài Linh (2005-2006). *Thiết kế chế tạo các thiết bị thế hệ mới đo và kiểm tra môi trường*, UTCN, Đại học Bách Khoa Hà nội.
- [9]. Cao Minh Quyền (2005). *Thông minh hóa cảm biến đo lường trên cơ sở mạng nơ-ron nhân tạo*, Luận án Tiến sỹ.
- [10]. Nguyễn Đình Thúc (2000). *Mạng nơ-ron và phương pháp ứng dụng*, NXB Giáo dục.
- [11]. Dương Minh Trí (2004). *Cảm biến và ứng dụng*, NXB KH&KT.

### 2. Tài liệu Tiếng Anh

- [12]. Kieu An Ngo, Pascal Lauque (2006). *Identification of Toxic Gases using Steady – State and transient Responses of Gas sensor array*, Myu Tokyo.
- [13]. Baha. Hakim, Zohir Dibi (2009). *A Novel Neural Network-Based*

*Technique for Smart Gas Sensors Operating in a Dynamic Environment*, Open Access, ISSN 1424-8220.

- [14]. Baraboi.B, Cretu.M, Fosalau.C, Donciu.C (2001). *Gas Analysis System Based On Artificial Neural Networks*, 11<sup>th</sup> IMEKO Symposium, Portugal, pp. 380-383.
- [15]. Brudzewski.D, Osowski.S (1999). *Gas Analysis System Composed Of A Solid-State Sensor Array And Hybrid Neural Network Structure*, *Sensors and Actuators B: Chemical*, vol. 55(1), pp. 38-46.
- [16]. Carlo.Di, Falasconi.S, Sanchez.M, Scionti.E, Squillero.A, G. & Tonda.A (2011). *Increasing pattern recognition accuracy for chemical sensing by evolutionary based drift compensation*, *Pattern Recognition Letters* 32(13): 1594–1603.
- [17]. Chen.D & Chan. P (2008). *An intelligent isfet sensory system with temperature and drift compensation for long-term monitoring*, *Sensors Journal*, IEEE 8(12): 1948–1959.
- [18]. Davide.F, Di Natale, C. & D’Amico (1994). *A Self-organizing multisensor systems for odour classification: Internal categorization, adaptation, and drift rejection*, *Sensors and Actuators B*, vol. (18-19), pp. 244–250.
- [19]. Divekar.S.N, Pawar.S.N (2015). *PIC Microcontroller & PC Based Multi Sensors Artificial Intelligent Technique for Gas Identificatio*, *IOSR Journal of Electronics and Communication Engineering*.
- [20]. Eugster W, Kling G.W (2012). *Performance Of A Low-Cost Methane Sensor For Ambient Concentration Measurements In Preliminary Studies*, *Atmospheric Measurement Technique*, vol. 5, pp 1925–1934.
- [21]. Eungyeong Kim, Seok Lee, Jae Hun Kim, Chulki Kim, Young Tae Byun, Hyung Seok Kim and Taikjin Lee (2012). *Pattern Recognition for*

- Selective Odor Detection with Gas Sensor Arrays*, Open Access, ISSN 1424-8220.
- [22].Figaro, *Technical Information on Usage of TGS Sensors for Toxic and Explosive Gas Leak Detectors*.
- [23].Gerald L.Anderson, David M.Hadden (1999). *The gas Monitoring HandBook*, New York.
- [24].Gardner.J.W, Bartlett.P.N (1999). *Electronic Noses: Principles and Applications*, Oxford University Press, Oxford.
- [25].Jacob Fraden (2015). *Handbook Of Modern Sensors*, Springer.
- [26].Jacek M, Zurada (1997). *Introduction to Artificial Neural Systems*, West publishing company.
- [27]. Liu Jin, Brook.A, Kenichi Hirotsu (2005). *A CMOS Feedforward Neural–Network Chip with on-chip parallel Learning for Oscillation Cancellation*, IEEE Transactions on Neural Network.
- [28].Llobet.E, Brezmes.J, Ionescu.R, Vilanova.X, Al-Khalifa.S, Gardner.J.W, Barsan.N. & Correig.X (2012). *Wavelet transform and fuzzy artmap-based pattern recognition for fast gas identification using a micro-hotplate gas sensor*, Sensors and Actuators B: Chemical 83(1-3): 238–244.
- [29].Lecce. Di .Vincenzo, Marco Calabrese (2011). *Describing Non-selective Gas Sensors Behaviour via Logical Rules*, The 5th International Conference on Sensor Technologies and Applications (SENSORCOMM), pp 6-11.
- [30].Maxim Integrated, TUTORIAL 1839 (2002). *Sensor Temperature Compensation Using the Four DAC Signal Conditioning Architecture*, <https://www.maximintegrated.com/en/app-notes/index.mvp/id/1839>.
- [31].Morsi. Iman (2010). *Electronic Nose System and Artificial Intelligent*

- Techniques for Gases Identification*, “Data Storage”, InTech, chapter 11.
- [32]. Natale Di. C, Martinelli.E.A; D’Amico.A (2002). *Counteraction of environmental disturbances of electronic nose data by independent component analysis*, Sensors and Actuators B: Chemical 82(2-3): 158–165.
- [33]. Nenova Z., Dimchev G. (2013). *Compensation of the Impact of Disturbing Factors on Gas Sensor Characteristics*, Acta Polytechnica Hungarica Vol. 10, No. 3, pp. 97-111.
- [34]. Pearce.T.C, Shiffman.S.S, Nagle.H.T & Gardner.J.W (2003). *Handbook of machine olfaction*, Weinheim: Wiley-VHC.
- [35]. Dae-Sik Lee, Ho-Yong Jung, Jun-Woo Lim, Minho Lee, Sang-Woo Ban, Jeung-Soo Huh, Duk-Dong Lee (2000). *Explosive Gas Recognition System Using Thick Film Sensor Array And Neural Network*, Sensors and Actuators B 71 90-98.
- [36]. Roj Jerzy, Henryk Urzedniczok (2015). *Correction Of Gas Sensor Dynamic Errors By Means Of Neural Networks*, Measurement Automation Monitoring, vol. 61, no. 12, pp. 538-541.
- [37]. Siegel.M.W, *Olfaction Metal Oxide Semiconductor Gas Sensors and Neural Networks*, Carnegie Mellon University, The Robotics Institute Pittsburgh, PA 15213, USA.
- [38]. Vlachos.D, Fragoulis.D & Avaritsiotis.J (1997). *An adaptive neural network topology for degradation compensation of thin film tin oxide gas sensors*, Sensors and Actuators B: Chemical 45(3), pp. 223–228.
- [39]. Winter.P.W, Brote.G, Wood.H (1998). *Mixed Gas Concentration Measurement Using Neural Networks*, IC FUSION, pp. 716-720.
- [40]. Wold.S, Esbensen.K & Geladi.P (1987). *Principal component analysis*, *Chemometrics Intell., Lab. Syst.* 2: 37–52.

- [41]. Zhang. Lei, Fengchun Tian, Xiongwei Peng, Lijun Dang, Guorui Li, Shouqiong Liu, Chaibou Kadri (2013). *Standardization Of Metal Oxide Sensor Array Using Artificial Neural Networks Through Experimental Design*, Sensors and Actuators B: Chemical, vol. 177, pp. 947-955.
- [42]. Zimmerman. Naomi, Albert A. Presto, Srinivasa P.N. Kumar, Jason Gu, Aliaksei Hauryliuk, Ellis S. Robinson, Allen L. Robinson, Ramachandran Subramanian (2017). *Closing The Gap On Lower Cost Air Quality Monitoring: Machine Learning Calibration Models To Improve Low-Cost Sensor Performance*, Journal of Atmospheric Measurement Techniques.
- [43]. Zuppa, M., Distante, C., Persaud, K. C. & Siciliano. P (2006). *Recovery Of Drifting Sensor Responses By Means Of DWT Analysis*, Sensors and Actuators B: Chemical 120(2): 411–416.
- [44]. <https://www.olimex.com/Products/Components/Sensors/SNS-MQ135/resources/SNS-MQ135.pdf>
- [45]. <http://www.sensorica.ru/pdf/MQ-136.pdf>
- [46]. <https://www.sparkfun.com/datasheets/Sensors/Biometric/MQ-7.pdf>
- [47]. <http://www.figarosensor.com/products/2600pdf.pdf> TGS2602
- [48]. <http://www.figarosensor.com/products/docs/2444%20ProdInfo%280613%29.pdf>
- [49]. [https://www.google.com/search?source=hp&ei=PV76W8r4KMu78QX8m7q4Dw&q=sp3aq2+datasheet&oq=%09SP3AQ2&gs\\_l=psy-ab.1.0.35i39.2415.5276..7320...0.0..0.4024.5784.0j1j8-1j1.....0....1j2..gws-wiz.....0.JbC0mIyyNdU#](https://www.google.com/search?source=hp&ei=PV76W8r4KMu78QX8m7q4Dw&q=sp3aq2+datasheet&oq=%09SP3AQ2&gs_l=psy-ab.1.0.35i39.2415.5276..7320...0.0..0.4024.5784.0j1j8-1j1.....0....1j2..gws-wiz.....0.JbC0mIyyNdU#)
- [50]. <https://patents.google.com/patent/US2014/0356971>. Dec.4.2014

# MỤC LỤC

	Trang
Lời cam đoan.....	i
Lời cảm ơn.....	ii
Mục lục.....	iii
Danh mục các chữ viết tắt và kí hiệu.....	vi
Danh mục các bảng.....	vii
Danh mục các hình.....	viii
<b>MỞ ĐẦU</b> .....	<b>1</b>
1. Tính cấp thiết của đề tài .....	1
2. Mục đích nghiên cứu.....	1
3. Đối tượng nghiên cứu và phạm vi nghiên cứu.....	2
4. Phương pháp nghiên cứu.....	2
5. Ý nghĩa khoa học và thực tiễn của đề tài .....	2
6. Những đóng góp mới của luận án .....	3
7. Kết cấu của luận án .....	4
<b>CHƯƠNG 1. TỔNG QUAN VỀ CÁC CẢM BIẾN BÁN DẪN ĐO NỒNG ĐỘ KHÍ TRONG MÔI TRƯỜNG CÔNG NGHIỆP</b> .....	<b>5</b>
1.1. Tầm quan trọng của các loại cảm biến đo nồng độ khí độc hại.....	5
1.1.1. Ảnh hưởng của các chất khí độc hại đến sức khỏe con người.....	5
1.1.2. Giới thiệu chung về cảm biến đo nồng độ khí .....	7
1.2. Tổng quan về một số giải pháp nâng cao chất lượng cảm biến đo nồng độ khí.....	10
1.2.1. Các ưu, nhược điểm của cảm biến bán dẫn đo nồng độ khí .....	10
1.2.2. Tổng quan các giải pháp nâng cao chất lượng.....	12
1.3. Tình hình nghiên cứu nâng cao chất lượng cảm biến bán dẫn đo nồng độ khí.....	22
1.3.1. Tình hình nghiên cứu ngoài nước .....	22
1.3.2. Tình hình nghiên cứu trong nước.....	23
1.4. Định hướng nghiên cứu của luận án .....	23

1.5. Kết luận chương 1 .....	24
<b>CHƯƠNG 2. ỨNG DỤNG MẠNG NƠ-RON NHÂN TẠO NÂNG CAO CHẤT LƯỢNG CẢM BIẾN BÁN DẪN ĐO NỒNG ĐỘ KHÍ.....</b>	<b>26</b>
2.1. Cơ sở lý thuyết của ANN MLP .....	26
2.1.1. Những điểm mạnh của ANN.....	26
2.1.2. Mạng nơ-ron MLP .....	31
2.2. Cấu trúc cảm biến ứng dụng ANN nâng cao chất lượng cảm biến .....	33
2.2.1. Cấu trúc cảm biến ứng dụng ANN nâng cao chất lượng cảm biến .....	33
2.2.2. Sử dụng ANN bù sai số của các yếu tố ảnh hưởng của nhiệt độ và độ ẩm .....	34
2.2.3. Sử dụng ANN khắc phục tính phản ứng đa khí của cảm biến.....	42
2.2.4. Sử dụng ANN điều chỉnh đặc tính của cảm biến.....	44
2.3. Tích hợp hai chức năng bù sai số của yếu tố ảnh hưởng và điều chỉnh đặc tính cảm biến .....	49
2.4. Tích hợp ba chức năng bù sai số của yếu tố ảnh hưởng, loại trừ tính phản ứng đa khí và tuyến tính hóa đặc tính .....	49
2.5. Kết luận chương 2 .....	50
<b>CHƯƠNG 3. MÔ PHỎNG CÁC GIẢI PHÁP NÂNG CAO CHẤT LƯỢNG CẢM BIẾN ĐO NỒNG ĐỘ KHÍ ĐỀ XUẤT.....</b>	<b>52</b>
3.1. Thiết kế ANN.....	52
3.2. Bù sai số các yếu tố ảnh hưởng.....	55
3.2.1. Xấp xỉ đường đặc tính phụ thuộc nhiệt độ, độ ẩm của cảm biến.....	55
3.2.2. Tính toán bù sai số .....	59
3.3. Loại trừ tính phản ứng đa khí của cảm biến.....	64
3.3.1. Thiết kế ANN.....	64
3.3.2. Kết quả mô phỏng khi dùng bộ ba cảm biến MQ136, TGS2602 và SP3AQ2.....	65
3.3.3. Kết quả mô phỏng khi dùng bộ 4 cảm biến MQ136, TGS2602, TGS2444 và SP3AQ2 .....	68
3.4. Điều chỉnh đặc tính của cảm biến .....	71

3.4.1. Kết quả mô phỏng .....	72
3.4.2. Nhận xét .....	79
3.5. Tích hợp hai chức năng bù nhiệt độ - độ ẩm và điều chỉnh đặc tính cho cảm biến.....	79
3.6. Tích hợp ba chức năng bù nhiệt độ, độ ẩm, loại trừ tính đa khí và tuyến tính hóa đặc tính đầu ra của cảm biến .....	83
3.7. Kết luận chương 3 .....	87
<b>CHƯƠNG 4. XÂY DỰNG HỆ THỐNG THỰC NGHIỆM ỨNG DỤNG ANN BÙ SAI SỐ ẢNH HƯỞNG CỦA CẢM BIẾN .....</b>	<b>89</b>
4.1. Đặt vấn đề.....	89
4.2. Kết quả triển khai .....	90
4.3. Kết luận chương 4 .....	100
<b>KẾT LUẬN .....</b>	<b>101</b>
<b>DANH MỤC CÁC CÔNG TRÌNH ĐÃ CÔNG BỐ.....</b>	<b>103</b>
<b>TÀI LIỆU THAM KHẢO .....</b>	<b>105</b>
<b>PHỤ LỤC.....</b>	<b>PL</b>



## DANH MỤC CÁC CHỮ VIẾT TẮT VÀ KÝ HIỆU

Chữ viết tắt	Giải thích
ART	Adaptive Resonance Theory
ICA	Independent Component Analysis
LUT	Look Up Table
MLP	Multi Layer Perceptron
ANN	Artificial Neural Network
PCA	Principal Component Analysis
RF	Random Forest
SOM	Self Organizing Maps
VLSI	Very Large Scale Integrated
IW	Các trọng số giữa đầu vào và các nơ-ron ẩn
$b^1$	Các trọng số giữa đầu vào bias và các nơ-ron ẩn
LW	Các trọng số giữa các nơ-ron ẩn và đầu ra
$b^2$	Các trọng số giữa đầu vào bias và các nơ-ron ẩn

## DANH MỤC CÁC BẢNG

Số bảng	Tên bảng	Trang
1.1	Nồng độ tối đa cho phép của một số chất độc hại trong không khí xung quanh	7
2.1	Bảng số liệu LUT về sai số do yếu tố ảnh hưởng	37
3.1	Các cảm biến lựa chọn và dải đo của chúng	52
3.2	Bộ thông số cấu trúc của ANN	53
3.3	Các cảm biến lựa chọn mô phỏng và dải đo của chúng	64
3.4	Bộ thông số của ANN với cấu trúc 3x3x2	66
3.5	Bộ thông số của ANN với cấu trúc 3x4x2	67
3.6	Bộ thông số của ANN với cấu trúc 4x3x2	69
3.7	Bộ thông số của ANN với cấu trúc 4x4x2	70
3.8	Bộ thông số cấu trúc của mạng 1x1x1	80
3.9	Bộ thông số của ANN với cấu trúc 3x3x2	84
4.1	Kết quả mô phỏng và thực nghiệm đo nồng độ khí H <sub>2</sub> S khi chưa bù với nhiệt độ thay đổi (20÷50) <sup>o</sup> C và độ ẩm RH=33%	93
4.2	Kết quả mô phỏng và thực nghiệm đo nồng độ khí H <sub>2</sub> S khi chưa bù với nhiệt độ thay đổi (20÷50) <sup>o</sup> C và độ ẩm RH=85%	94
4.3	Kết quả mô phỏng và thực nghiệm đo nồng độ khí H <sub>2</sub> S khi đã bù	94

## DANH MỤC CÁC HÌNH

<i>Số hình</i>	<i>Tên hình</i>	<i>Trang</i>
1.1	Sơ đồ hệ thống giám sát khí trong môi trường công nghiệp	7
1.2	Cảm biến bán dẫn màng dày thiếc ô-xít (SnO <sub>2</sub> )	9
1.3	Đặc tính sự phụ thuộc của cảm biến MQ136 vào nhiệt độ và độ ẩm	10
1.4	Phản ứng đa khí của cảm biến MQ7 (a) và MQ136 (b)	11
1.5	Tuyến tính hóa từng đoạn dựa trên một số điểm mẫu	21
2.1	Sơ đồ cấu trúc chung của cảm biến sơ cấp nơ-ron	33
2.2	Giải pháp bù nhiệt độ bằng điện trở nhiệt (a) và so sánh mức độ bám của điện áp tham chiếu khi không có bù (các điểm o) và khi có bù (các điểm •) theo điện áp đích (các điểm ×)	35
2.3	Cấu trúc cảm biến được đề xuất bù sai số của yếu tố ảnh hưởng	39
2.4	Xấp xỉ lại hai đặc tính $f_1(T^0)$ và $f_2(T^0)$	40
2.5	Mạch chuẩn hóa đầu ra cho cảm biến bán dẫn	40
2.6	Đặc tính $f_x(T^0)$ được nội suy theo $f_1$ và $f_2$	41
2.7	Cấu trúc cảm biến được đề xuất loại trừ tính phản ứng đa khí	43
2.8	Phương pháp nội suy tuyến tính	45
2.9	Cấu trúc cảm biến được đề xuất điều chỉnh đặc tính	48
2.10	Sơ đồ khối của hệ tích hợp hai chức năng bù sai số và điều chỉnh đặc tính	49
2.11	Sơ đồ khối của hệ tích hợp ba chức năng bù, loại trừ tính phản ứng đa khí và tuyến tính hóa đặc tính	50
3.1	Lưu đồ thuật toán cho quá trình luyện ANN	54
3.2	Các điểm mẫu (a) và đường xấp xỉ biến thiên theo độ ẩm và nhiệt độ bằng hàm tuyến tính (b)	56

3.3	Đường xấp xỉ biến thiên theo nhiệt độ và độ ẩm bằng ANN MLP	57
3.4	Biểu đồ biến thiên theo nhiệt độ và độ ẩm của cảm biến MQ7	57
3.5	Xấp xỉ đặc tính phụ thuộc của đầu ra cảm biến MQ7 vào nhiệt độ và (a) độ ẩm RH%= 33% và (b) RH%=85%	57
3.6	Biểu đồ biến thiên theo nhiệt độ và độ ẩm của cảm biến MQ136	58
3.7	Xấp xỉ đặc tính phụ thuộc của đầu ra cảm biến MQ136 với nhiệt độ và độ ẩm (a) là RH%= 33% và (b) là RH%=85%	58
3.8	Biểu đồ biến thiên theo nhiệt độ và độ ẩm của cảm biến TSG2602	59
3.9	Xấp xỉ đặc tính phụ thuộc của đầu ra cảm biến TGS 2602 với nhiệt độ và độ ẩm (a) là RH%= 40% và (b) là RH%=85%	59
3.10	Kịch bản cho ứng dụng mô phỏng	60
3.11	Kết quả bù sai số khi đo nồng độ khí CO=100(ppm)	61
3.12	Kết quả bù sai số khi đo nồng độ khí CO=500(ppm)	61
3.13	Kết quả bù sai số khi đo nồng độ khí H <sub>2</sub> S=50(ppm)	62
3.14	Kết quả bù sai số khi đo nồng độ khí H <sub>2</sub> S=100(ppm)	62
3.15	Kết quả bù sai số khi đo nồng độ khí NH <sub>3</sub> =5(ppm)	63
3.16	Kết quả bù sai số khi đo nồng độ khí NH <sub>3</sub> =10(ppm)	63
3.17	Cấu trúc mạng 3x3x2	65
3.18	Kết quả ước lượng nồng độ khí NH <sub>3</sub> với cấu trúc mạng 3x3x2	66
3.19	Kết quả ước lượng nồng độ khí H <sub>2</sub> S với cấu trúc 3x3x2	66
3.20	Cấu trúc mạng 3x4x2	67
3.21	Kết quả ước lượng nồng độ khí NH <sub>3</sub> với cấu trúc mạng 3x4x2	68

3.22	Kết quả ước lượng nồng độ khí H <sub>2</sub> S với cấu trúc mạng 3x4x2	68
3.23	Cấu trúc mạng 4x3x2	68
3.24	Kết quả ước lượng nồng độ khí NH <sub>3</sub> với cấu trúc mạng 4x3x2	69
3.25	Kết quả ước lượng nồng độ khí H <sub>2</sub> S với cấu trúc mạng 4x3x2	69
3.26	Cấu trúc mạng 4x4x2	70
3.27	Kết quả ước lượng nồng độ khí NH <sub>3</sub> với cấu trúc mạng 4x4x2	71
3.28	Kết quả ước lượng nồng độ khí H <sub>2</sub> S với cấu trúc mạng 4x4x2	71
3.29	Cấu trúc mạng được lựa chọn 1x1x1	72
3.30	Đặc tính của cảm biến MQ135 đo nồng độ khí CO	72
3.31a	Xấp xỉ đặc tính của cảm biến MQ135 đo khí CO	73
3.31b	Mạng MLP chuẩn hóa điện áp đầu ra của cảm biến từ 0÷5V	73
3.31c	Đặc tính của cảm biến MQ135 sau khi tuyến tính hóa	74
3.32	Đặc tính của cảm biến TGS2600 đo nồng độ khí CO	74
3.33a	Xấp xỉ đặc tính của cảm biến TGS2600	75
3.33b	Mạng MLP chuẩn hóa điện áp đầu ra	75
3.33c	Đặc tính của cảm biến TGS2600 sau khi tuyến tính hóa	76
3.34	Đặc tính của cảm biến MQ7 đo nồng độ khí CO	76
3.35a	Mạng MLP chuẩn hóa điện áp đầu ra	77
3.35b	Đặc tính của cảm biến MQ7 sau khi tuyến tính hóa	77
3.35c	Đặc tính sau khi hiệu chỉnh của cảm biến MQ7	77

3.36	Đặc tính của cảm biến TGS2444 đo nồng độ khí NH <sub>3</sub>	78
3.37a	Xấp xỉ đặc tính của cảm biến TGS2444 đo khí NH <sub>3</sub>	78
3.37b	Mạng MLP chuẩn hóa điện áp đầu ra	78
3.37c	Đặc tính của cảm biến TGS2444 sau khi tuyến tính hóa	79
3.38	Các kết quả bù ảnh hưởng nhiệt độ và độ ẩm và tuyến tính hóa đặc tính của cảm biến khi nồng độ khí biến thiên (T=35°C, RH=80%)	81
3.39	Kết quả bù ảnh hưởng nhiệt độ và độ ẩm và tuyến tính hóa đặc tính của cảm biến khi nồng độ khí biến thiên (T=35°C, RH=80%) (a) và sai lệch so với đặc tính tuyến tính lý tưởng (b)	81
3.40	Kết quả bù ảnh hưởng nhiệt độ và độ ẩm và tuyến tính hóa đặc tính của cảm biến khi nhiệt độ và độ ẩm thay đổi (nồng độ khí là 1000ppm không thay đổi)	82
3.41	Kết quả ước lượng thành phần khí NH <sub>3</sub> khi chưa bù của ba cảm biến trong trường hợp nhiệt độ biến thiên ngẫu nhiên từ 30÷35°C, độ ẩm từ 45÷50%	85
3.42	Các kết quả ước lượng thành phần NH <sub>3</sub> khi đã bù của ba cảm biến trong trường hợp nhiệt độ biến thiên ngẫu nhiên từ 30÷35°C, độ ẩm từ 4 ÷50%	86
3.43	Các kết quả ước lượng thành phần khí H <sub>2</sub> S khi chưa bù của ba cảm biến trong trường hợp nhiệt độ biến thiên ngẫu nhiên từ 30÷35°C, độ ẩm từ 45÷50%	86
3.44	Các kết quả ước lượng thành phần khí H <sub>2</sub> S từ giá trị đo đã bù của ba cảm biến trong trường hợp nhiệt độ biến thiên ngẫu nhiên từ 30 ÷ 35°C, độ ẩm từ 45 ÷ 50%	87
4.1	Sơ đồ khối của thiết bị đo	90
4.2	Thiết bị chế tạo	91
4.3	Thiết bị đo với bình khí chuẩn H <sub>2</sub> S	92

4.4	Lò tạo môi trường đo có nhiệt độ và độ ẩm chuẩn đạt $T^{\circ}\text{C}=20^{\circ}\text{C}$ , $\text{RH}=65\%$	92
4.5	Thiết bị đặt trong khoang lò để tạo các giá trị độ ẩm và nhiệt độ khác nhau	92
4.6	Lò tạo môi trường đo có nhiệt độ và độ ẩm đạt $T^{\circ}\text{C}=40^{\circ}\text{C}$ , $\text{RH}=33\%$	93
4.7	Lò tạo môi trường đo có nhiệt độ và độ ẩm đạt $T^{\circ}\text{C}=30^{\circ}\text{C}$ , $\text{RH}=85\%$	93
4.8	Kết quả so sánh trước và sau khi bù ANN bằng mô phỏng với nhiệt độ thay đổi $(20\div 50)^{\circ}\text{C}$ và độ ẩm $\text{RH}=33\%$	95
4.9	Kết quả so sánh trước và sau khi bù ANN bằng thực nghiệm với nhiệt độ thay đổi $(20\div 50)^{\circ}\text{C}$ và độ ẩm $\text{RH}=33\%$	95
4.10	Kết quả so sánh trước khi bù bằng mô phỏng và trước khi bù bằng thực nghiệm với nhiệt độ thay đổi $(20\div 50)^{\circ}\text{C}$ và độ ẩm $\text{RH}=33\%$	96
4.11	Kết quả so sánh sau khi bù bằng mô phỏng và sau khi bù ANN bằng thực nghiệm với nhiệt độ thay đổi $(20\div 50)^{\circ}\text{C}$ và độ ẩm $\text{RH}=33\%$	97
4.12	Kết quả so sánh trước và sau khi bù ANN bằng mô phỏng với nhiệt độ thay đổi $(20\div 50)^{\circ}\text{C}$ và độ ẩm $\text{RH}=85\%$	97
4.13	Kết quả so sánh trước và sau khi bù bằng thực nghiệm với nhiệt độ thay đổi $(20\div 50)^{\circ}\text{C}$ và độ ẩm $\text{RH}=85\%$	98
4.14	Kết quả so sánh trước khi bù bằng mô phỏng và trước khi bù bằng thực nghiệm với nhiệt độ thay đổi $(20\div 50)^{\circ}\text{C}$ và độ ẩm $\text{RH}=85\%$	98
4.15	Kết quả so sánh khi bù bằng mô phỏng và nồng độ khí chuẩn =10ppm với nhiệt độ thay đổi $(20\div 50)^{\circ}\text{C}$	99
4.16	Kết quả so sánh khi bù bằng thực nghiệm và nồng độ khí chuẩn =10ppm với nhiệt độ thay đổi $(20\div 50)^{\circ}\text{C}$	99