

# طراحی سیستم هوشمند در تشخیص FAULT و علت یابی آن در فرآیندهای شیمیایی / نفتی

مجید فرزاد<sup>۱\*</sup>، کریم سلحشور<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> مدیر فناوری اطلاعات و ارتباطات، شرکت ملی پالایش و پخش فراورده های نفتی ایران، تهران، ایران

<sup>۲</sup> دپارتمان مهندسی الکترونیک، دانشگاه صنعت نفت، ایران

پذیرش: ۹۲/۵/۱۰

دریافت: ۹۲/۱/۱۸

## چکیده

مقاله حاضر روشی جهت تشخیص عیب / خطا در فرآیندهای شیمیایی / نفتی در حالت ماندگار کار آن‌ها توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی ارائه می‌دهد. کارایی شبکه عصبی "پس انتشار خطا" را می‌توان با افزودن تعدادی واحدهای تابعی به لایه ورودی آن بهبود بخشید. این تکنیک باعث می‌شود توانایی شبکه عصبی، جهت ارائه روابط غیر خطی و خیلی پیچیده موجود بین الگوهای عملکردی فرآیند افزایش یافته و تشخیص همزمان خطاهای چندگانه، علت‌های وقوع و درجه سختی آنها را در فرآیند مورد نظر میسر می‌سازد. استفاده از منطق فازی در تشخیص عیب و علت‌یابی آن از نتایج مشابهی برخوردار است. در اجرای این تحقیق بر روی فرآیندهای شیمیایی / نفتی از یک فرآیند نمونه تبدیل هپتان به تولوئن استفاده شده که نتایج حاصل از شبیه‌سازی این فرآیند، نشان دهنده قابلیت‌های موفقیت آمیز این سیستم هوشمند در محیط‌های صنعتی می‌باشد.

**کلمات کلیدی:** شبکه عصبی مصنوعی، یادگیری، الگوهای عملکردی، درجه سختی، شبکه عصبی پس انتشار خطا

## مقدمه

تجارب صنعتی نشان می‌دهد که افزایش ضایعات محصول در یک فرآیند صنعتی، بیش‌تر مربوط به عوامل نامطلوب از قبیل اغتشاش<sup>۲</sup> و غیر بهینه عمل کردن فرآیند می‌باشد.

کاربرد یک سیستم هوشمند رایانه ای<sup>۳</sup> جهت کمک به اپراتورهای صنعتی در راهبری بهینه فرآیند صنعتی از جاذبه عملی زیادی برخوردار است.

این سیستم هوشمند قادر است با تجزیه و تحلیل وضعیت یک سیستم فرآیندی<sup>۴</sup> در کلیه مراحل عملیاتی خود، در صورت وقوع هرگونه خطا/عیب، علائم هشدار دهنده ای صادر نماید. بدین ترتیب اپراتور با تصمیمات به موقع خود می‌تواند در کاهش ضایعات محصول و آلودگی محیط اقدام مؤثر نماید.

<sup>1</sup> farzad@niordc.ir

<sup>2</sup> Disturbance

<sup>3</sup> Intelligent Operator Support System (IOSS)

<sup>4</sup> Plant

در این مقاله با استفاده از یک سیستم هوشمند، روشی جهت تشخیص خطا/عیب در فرآیندهای شیمیائی/نفتی در حالت ماندگار<sup>۱</sup> ارائه می‌گردد.

کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در شناسائی خطا/عیب به خاطر توانایی آن‌ها در یادگیری<sup>۲</sup> و انجام نگاشت‌های غیر خطی و در نتیجه شناسائی الگوها می‌باشد.

الگوهای عملکردی فرآیندهای شیمیائی/نفتی را می‌توان از طریق اندازه‌گیری متغیرهای حالت آن‌ها ارائه نمود. هر گونه خطا/عیب یا عملکرد نادرست<sup>۳</sup> در یک فرآیند، یک الگوی عملکردی غیر طبیعی<sup>۴</sup> نتیجه می‌دهد. از این رو هدف عیب یابی یا تشخیص علت وقوع، شناسائی این گونه الگوهای غیر طبیعی و یافتن منابع خطا<sup>۵</sup> می‌باشد.

### استفاده از شبکه‌های عصبی در تشخیص خطا/عیب و شناسائی علت

بررسی‌های به عمل آمده روی شبکه‌های عصبی "پس انتشار خطا"<sup>۶</sup> نشان می‌دهد که این شبکه‌ها قادر به یادگیری و انجام نگاشت‌های غیر خطی می‌باشند. اما این گونه شبکه‌ها فقط در یک محدوده مشخص قادرند به خوبی کار کنند.

در فرآیندهای شیمیائی، روابط بین الگوهای عملکردی و عوامل خطا/عیب عموماً غیر خطی است. به خصوص در حالت وقوع خطای چندگانه<sup>۷</sup> این ارتباط می‌تواند به مراتب غیر خطی و پیچیده باشد که این خود باعث یادگیری غلط شبکه عصبی مرسوم می‌شود. در چنین حالتی به هنگام وقوع خطا/عیب شبکه عصبی در تشخیص عیب و علت وقوع آن دچار اشتباه می‌گردد. در واقع نمایش این قبیل خصوصیات غیر خطی پیچیده، فراتر از قابلیت یک شبکه عصبی مرسوم BP می‌باشد.

### زمینه کاری و شبیه سازی فرآیند شیمیائی/نفتی تبدیل هپتان به تولوئن توصیف فرآیند:

سیستم در نظر گرفته شده جهت عیب یابی، فرآیند تبدیل هپتان به تولوئن است و به صورت شماتیک شکل ۱ در زیر آمده است. ضمناً مدل ریاضی سیستم در کنار شکل نشان داده شده است.

<sup>1</sup> Steady State

<sup>2</sup> Learning

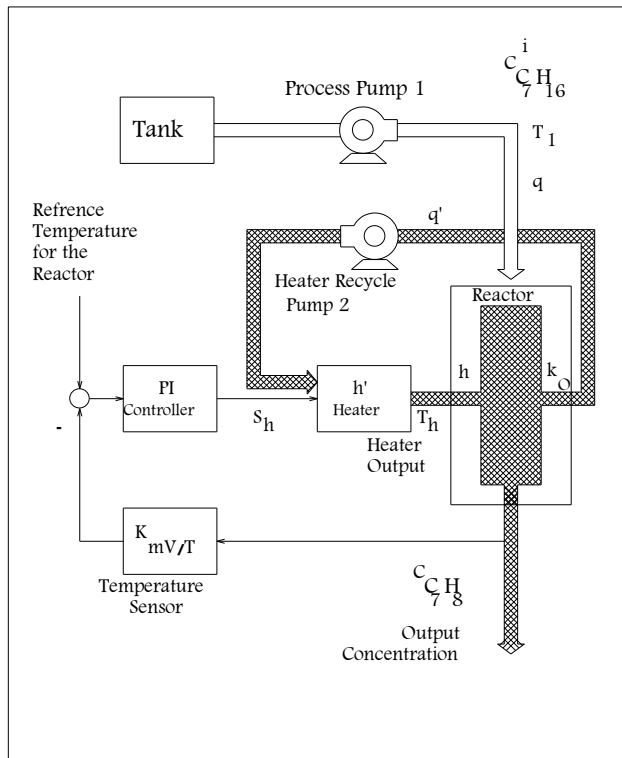
<sup>3</sup> Malfunction

<sup>4</sup> Abnormal

<sup>5</sup> Fault Origin

<sup>6</sup> Error Back Propagation

<sup>7</sup> Multiple Fault



REACTOR :

$$\frac{dT}{dt} = \frac{q}{v}(T_i - T) - \frac{\Delta H}{\rho C_p} k(T) C_{C_7H_{16}} + \frac{ah}{\rho C_p v}(T_h - T)$$

$$\frac{dC_{C_7H_8}}{dt} = -\frac{q}{v} C_{C_7H_8} + k(T) C_{C_7H_{16}}$$

$$\frac{dC_{C_7H_{16}}}{dt} = -\frac{q}{v} C_{C_7H_{16}} - k(T) C_{C_7H_{16}} + \frac{q}{v} C_{C_7H_{16}}^i$$

$$k(T) = k_0 \exp\left[\frac{E_a}{RT}\right]$$

$$\Delta H = 2.2026 \times 10^5 + 6.2044 \times 10^1 T - 5.536 \times 10^{-2} T^2 - 1.15 \times 10^{-6} T^3 + 3.1496 \times 10^{-7} T^4 \text{ J/gmol}$$

HEATER :

$$\frac{dT_h}{dt} = \frac{1}{\tau}(T_c - T_h) + \frac{K}{\tau} S_h$$

$$K = a'h'k_h' / (\rho'c_p'q')$$

PI CONTROLLER :

$$\frac{dS_i}{dt} = \frac{1}{T_i^*}(u_c - k_{mV/T}T)$$

$$S_h = k_c(u_c - k_{mV/T}T) + S_i$$

شکل ۱. طرح شماتیک فرآیند تبدیل هپتان به تولوئن

این سیستم فرآیندی چنانچه از شکل فوق پیداست از سه قسمت اصلی یعنی راکتور، هیتر و کنترلر تشکیل شده است.

مواد توسط پمپ شماره ۱ از داخل مخزن به داخل راکتور رانده می شوند؛ سپس توسط یک هیتر و پمپ شماره ۲ به صورت یک حلقه مواد درون راکتور را توسط کاتالیزور موجود در درجه حرارت مناسب، پروسس می کند و سپس مواد نهائی یا تولوئن در خروجی راکتور تولید می شود. جهت کنترل این پروسه ضمن گرفتن سیگنال خروجی و تغذیه به کنترلر درجه حرارت هیتر تحت کنترل قرار می گیرد.

برای این سیستم ۵ عامل یا منشاء خطا می توان بر شمرد که بسته به درجه سختی آن ها، عیب یا اشکال های گوناگونی را می توانند سبب شوند. دسته بندی عیوب به صورت زیر می باشد:

- عیب ۱: کم شدن کارایی کاتالیزور که باعث کاهش  $K_0$  فاکتور فرکانس کاتالیزور در مدل می گردد.
- عیب ۲: خطای سطح مبدل در راکتور که باعث کاهش  $h$  ضریب انتقال حرارت کلی در مدل می گردد.
- عیب ۳: خطای سطح مبدل حرارتی در هیتر که باعث کاهش  $h'$  ضریب انتقال حرارتی کلی در مدل می گردد.
- عیب ۴: گرفتگی جزئی خط لوله متصل به پمپ ۱ که باعث کاهش دبی  $q$  در مدل می گردد.
- عیب ۵: گرفتگی جزئی در خط لوله متصل به پمپ ۲ که باعث کاهش دبی  $q'$  در مدل می گردد.

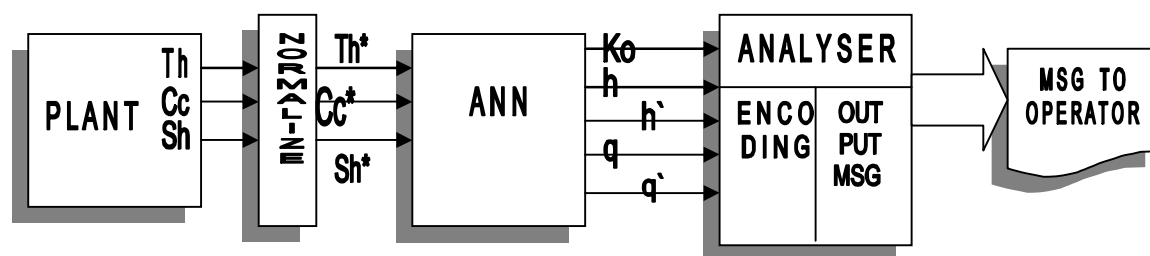
جهت دسته بندی نوع و درجه سختی می توان برای هر منشاء عیب سه درجه سختی یعنی کم (نرم) معادل ۱۰٪ کاهش، متوسط معادل ۲۰٪ کاهش، شدید (سخت) معادل ۳۰٪ کاهش را بر شمرد که بدین ترتیب ۱۵ حالت عیب و اشکال بصورت تک می توان برای این فرایند بر شمرد. چنانچه برای حالت دو عیب این تقسیم بندی را بنگریم می توان تعداد ۸۱ حالت را برای این سیستم در نظر گرفت.

### مقادیر قابل اندازه گیری

این مقادیر شامل غلظت مواد خروجی یا تولوئن  $C_{C7H8}$ ، درجه حرارت خروجی هیتر  $T_h$  و سیگنال خروجی کنترلر می باشد.

### شبکه عصبی پیشنهادی

جهت شناسائی عیوب یک پروسه هپتان به تولوئن می توان با آموزش یک شبکه عصبی مصنوعی با سه ورودی (مقادیر اندازه گیری) و ۵ خروجی منشاءهای عیب ( $K_o, h, h', q, q'$ ) و تعیین درجه سختی اشکال/عیب، می توان طرح شماتیک زیر را پیشنهاد نمود.



شکل ۲. طرح شماتیک پیشنهادی

بلوک سیستم فرآیندی در واقع همان فرآیند تبدیل هپتان به تولوئن است، خروجی این سیستم کمیت های قابل اندازه گیری یعنی  $T_h, C_{C7H8}, S_h$  به ترتیب خروجی دمای هیتر، غلظت خروجی تولوئن و سیگنال خروجی کنترلر می باشند.

کمیت های  $T_h^*, C_{C7H8}^*, S_h^*$  مقادیر نرمالیزه کمیت ها به ترتیب  $T_h, C_{C7H8}, S_h$  مطابق رابطه  $x^* = x_i / x_0$  بوده که در این رابطه  $x_i$  مقدار کمیت قابل اندازه گیری ( $T_h, C_{C7H8}, S_h$ ) و  $x_0$  مقدار نامی و نرمال کمیت مربوطه می باشد.

شبکه عصبی با گرفتن این سه مقدار اندازه گیری شده ۵ خروجی مطابق با ۵ منشاء عیب ایجاد می کند آنالایزر با توجه مقادیر این ۵ خروجی پیغام مناسب مبتنی بر درجه سختی عیب را ایجاد و به خروجی جهت نمایش و اعلام به اپراتور می فرستند.

پس برای پلنت داده شده و ۵ منشاء عیب یعنی  $K_o^*, h^*, h'^*, q^*, q'^*$  می توان الگوهایی براساس سه درجه سختی یعنی:

(۱) کم: معادل ۱۰ درصد کاهش

(۲) متوسط: معادل ۲۰ درصد کاهش



(۳) شدید: معادل ۳۰ درصد کاهش از مقدار نرمال ۵ منشاء عیب در نظر گرفت. براین اساس جدول ۱ را برای حالت نرمال و تک عیب خواهیم داشت. به همین ترتیب برای حالت وقوع دو عیب ۸۱ الگو وجود دارد. بنابراین کل الگوهای آموزشی جهت یادگیری شبکه عصبی ۹۷ حالت می‌باشد.

جدول ۱: جدول نرمال و تک عیب

	Ko*	h*	h`*	q*	q`*	Th*	C <sub>C7H8</sub> *	Sh*
NORMAL	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
Ko/1	0.90	1.00	1.00	1.00	1.00	0.9952	0.9498	0.9807
Ko/2	0.80	1.00	1.00	1.00	1.00	0.9898	0.8937	0.9592
Ko/3	0.70	1.00	1.00	1.00	1.00	0.9837	0.8306	0.9349
h/1	1.00	0.90	1.00	1.00	1.00	1.0186	1.00	1.0743
h/2	1.00	0.80	1.00	1.00	1.00	1.0419	1.00	1.1671
h/3	1.00	0.70	1.00	1.00	1.00	1.0719	1.00	1.2865
h'/1	1.00	1.00	0.90	1.00	1.00	1.00	1.00	1.1111
h'/2	1.00	1.00	0.80	1.00	1.00	1.00	1.00	1.2500
h'/3	1.00	1.00	0.70	1.00	1.00	1.00	1.00	1.4286
q/1	1.00	1.00	1.00	0.90	1.00	0.9876	1.0498	1.9504
q/2	1.00	1.00	1.00	0.80	1.00	0.9746	1.1047	0.8986
q/3	1.00	1.00	1.00	0.70	1.00	0.9609	1.1649	0.8442
q'/1	1.00	1.00	1.00	1.00	0.90	1.00	1.00	0.9000
q'/2	1.00	1.00	1.00	1.00	0.80	1.00	1.00	0.8000

شبکه عصبی مصنوعی سه ورودی و ۵ خروجی با متد Back propagation می‌باشد. تجارب گذشته نشان می‌دهد که استفاده از دو لایه برای آموزش یک شبکه عصبی مصنوعی BP دارای خطای زیادی است. بنابراین برای سیستم‌هایی مثل پروسه‌های شیمیایی / نفتی استفاده از سه لایه نتیجه بهتری دارد. برای اینکار شبکه عصبی زیر پیشنهاد می‌گردد:

$$ANN = [3 \ 4 \ 5]$$

در این ساختار از ۴ نرون در لایه مخفی که توسط یک قانون تجربی یعنی میانگین ورودی و خروجی استفاده شده است.

$$(3 + 5) / 2 = 4$$

چنانچه این شبکه تحت آموزش قرار گیرد نتایج خروجی نگاشت با خطای زیاد همراه است. این نتایج از نمودار سه بعدی شکل ۳ پیداست.

یک روش بهبود پاسخ افزایش تعداد نرون لایه مخفی است. مثلاً چنانچه تا ۱۳ نرون تعداد نرون‌ها را در لایه مخفی افزایش دهیم، تا حدی مؤثر است. لیکن ضمن پیچیده‌تر کردن شبکه و بالا بردن زمان محاسبه، پیشرفت محسوسی در کاهش خطا ایجاد نمی‌کند. نتایج آموزش شبکه عصبی با ۱۳ نرون در لایه مخفی جهت مقایسه با حالت ۴ نرون در شکل ۴ آمده است.

## راه‌های بهبود روش شناسائی و علت یابی عیب / اشکال در فرآیند شیمیایی / نفتی تبدیل هپتان به تولوئن

مشکل اصلی در رسیدن به عیب یابی صحیح این پروسه به طوری که در نقاط غیرآموزش داده شده جواب صحیح در خروجی ظاهر شود، مربوط است به فشردگی الگوها یا مقادیر اندازه گیری<sup>۱</sup>، به عبارت دیگر مقادیر ماتریس  $m$  یعنی  $S_h^*$  و  $C_{C7H8}^*$  و  $T_h^*$  به طوری که برای مثال بین دو حالت تک عیب  $h^*$  با سختی شدید یعنی  $[T_h^*=1.00 \quad C_{C7H8}^*=1.00 \quad S_h^*=1.43]$  و حالت دو عیب  $h^*$  با سختی متوسط و  $h^*$  با سختی شدید یعنی  $[T_h^*=1.04 \quad C_{C7H8}^*=1.00 \quad S_h^*=1.45]$  حدود 0.04 و 0.02 تغییر، شبکه عصبی می‌بایست تمایز قائل شود و از طرفی تولرانس مقادیر اندازه‌گیری را نیز باید مد نظر داشته باشیم، یعنی چند صدم تغییر، حول مقادیر الگوها باید مجاز دانسته شود تا شبکه عصبی بیش از حد حساس نباشد<sup>۲</sup>. جهت روشن‌تر شدن موضوع فشردگی مقادیر فوق به هیستوگرام‌های  $S_h$  و  $C_C, T_h$  که در شکل ۵ نشان داده شده است توجه نمایید.

اصلاحیه‌ای که می‌تواند این مشکل را رفع کند و نیز تسریع در یادگیری و کم کردن خطا و به عبارت دیگر تشخیص بهتر ارائه دهد، همانا باز کردن این فشردگی مقادیر الگوهاست یعنی ایجاد فضای بازتر برای ورودی‌ها با استفاده از واحدهای تابعی<sup>۳</sup> در ورودی شبکه عصبی می‌باشد. اما چه تابعی می‌تواند این کار را انجام دهد؟

توابع مختلفی را می‌توان برشمرد که این کار را انجام می‌دهند. در این جا به بررسی چندتابع (F.U) می‌پردازیم.

۱- توابع خطی      ۲- توابع مثلثاتی Sin, Cos      ۳- توابع نمایی

۱- توابع خطی - فرم کلی این نوع توابع بشکل  $y=ax+b$  می‌باشد که یک تغییر زاویه به علاوه یک تغییر در عرض از مبدأ ایجاد می‌کند ولی کل فضای بازه به یک میزان دستخوش تغییر می‌شود و هدف اصلی که باز کردن فضاهاست فشرده است عملی نمی‌گردد. بنابراین این نوع توابع نمی‌تواند جوابگوی مسئله باشد.

۲- توابع مثلثاتی - این نوع توابع که عمدتاً شامل  $\sin(nx)$ ،  $\cos(nx)$  می‌باشد، به خاطر غیر خطی بودن آن‌ها می‌تواند جوابگوی مسئله باشد. علی‌رغم این که پاسخ نسبت به حالت شبکه عصبی کلاسیک بهتر شده اما هنوز نقاطی وجود دارد که پاسخ با خطا همراه است.

۳- توابع نمایی - یکی از توابع نمایی تابع exponential می‌باشد که نسبت به توابع مثلثاتی جامعیت بیش تری دارد، این نوع توابع نیز مانند توابع مثلثاتی غیر خطی است و می‌تواند جوابگوی بهتر مسئله باشد و در این تحقیق از همین روش استفاده شده است (شکل ۶).

<sup>1</sup> Measurements

<sup>2</sup> Over training

<sup>3</sup> Functional Unit



### نتیجه گیری

چنانچه از شکل ۶ پیداست تعداد ۹ نرون در لایه مخفی و به ازاء هر ورودی ۴ واحد تابعی استفاده شده است. چنانچه شبکه را با روش Levenberg-Marquardt آموزش داده و همچنین ضرائبی جهت بهبود پاسخ در نظر گرفته شود، این شبکه با نحوه آموزش فوق با ۵۹ تکرار به خطای ۰/۰۱ همگرا می شود. نتایج در شکل های ۷ و ۸ منعکس است. چنانچه مشهود می باشد برای توابع نمائی، شکل ها یکنواخت و بدون ایراد است، برتری های این روش به شرح زیر است:

- ۱ - نتایج بهتر و برتر.
- ۲ - تعداد نرون کم تر در لایه میانی.
- ۳ - استفاده از توابع جامع تر و کم تر.

### منابع

1. Watanabe, K., I. Matsuura, M. Abe, M. Kubota, and D.M Himmelblau, "Incipient Fault Diagnosis of Chemical Processes via Artificial Neural Networks", *AICHE J.*, 35,1803(1989).
2. Venkatasubramanian, V., and K.Chan, "A Neural Network Methodology for Process Fault Diagnosis, *AICHE J.*, 35,1993 (1989).
3. Himmelblau, D.M., "Fault Detection And Diagnosis in Chemical and Petrochemical Processes, "Chem. Eng. Monographs, No .8, Elsevier(1978).

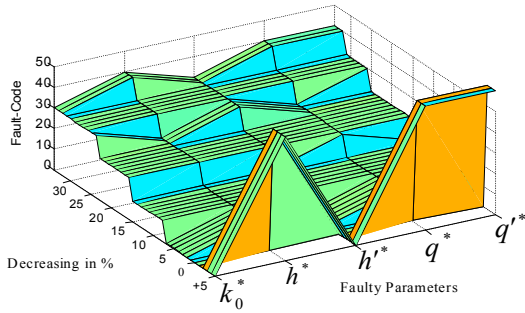


Figure 3

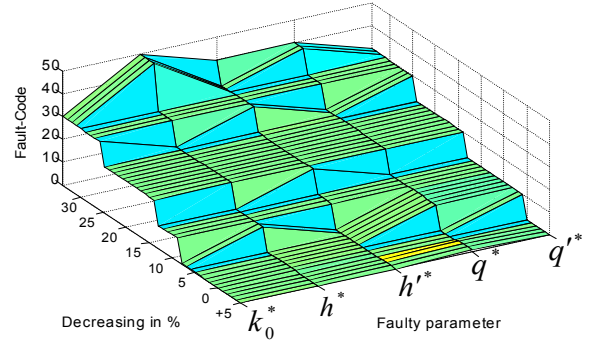


Figure 4

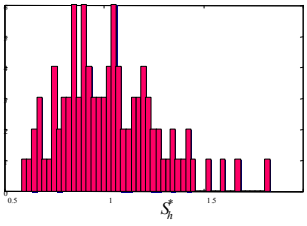
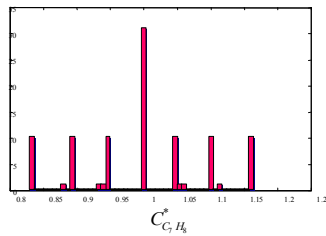
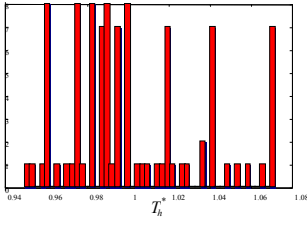


Figure 5

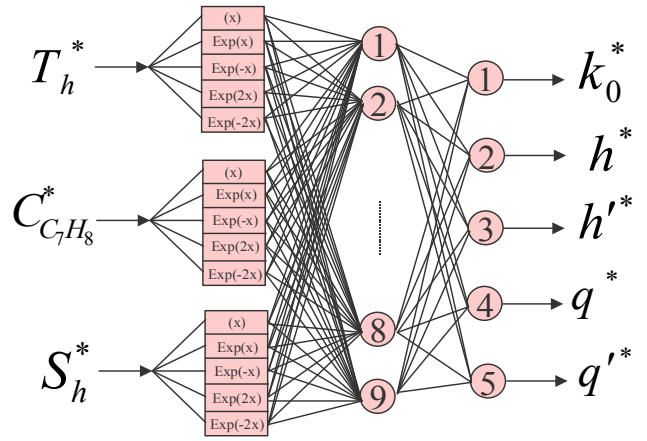


Figure 6

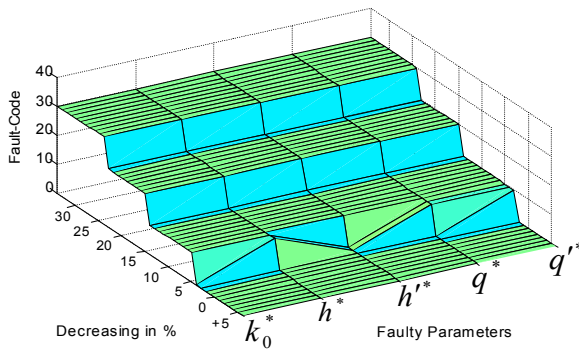


Figure 7

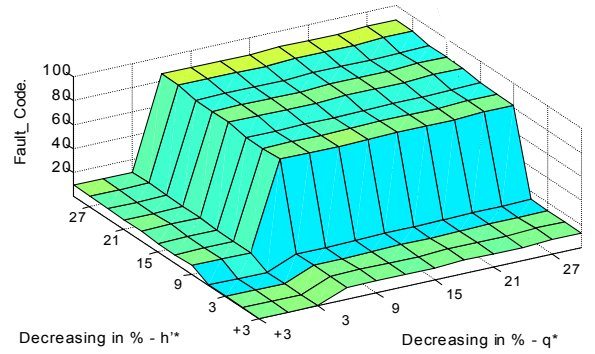


Figure 8