

بسمه تعالی

پروژه درس شبکه عصبی

شبیه سازی شبکه عصبی استفاده شده در مقاله
"کاربرد شبکه عصبی در محاسبه افت فشار در لوله ها"

با استفاده از MATLAB

استاد محترم : دکتر موسوی

هادی بهین

ارشد مکترونیک

دانشگاه آزاد تهران جنوب

Hadi.behin@gmail.com

تیر ۹۴

فهرست مطالب:

۲مقدمه
۳توضیحاتی در مورد جریان در لوله ها و دیاگرام مودی
۵افت فشار
۶شبیه سازی شبکه عصبی
۶داده های ورودی و خروجی
۹آموزش شبکه عصبی با جعبه ابزار Matlab
۱۱توضیح جز به جز برنامه نوشته شده
۱۵خروجی شبکه
۱۶بررسی نمودارهای استخراج شده
۲۳تعیین تعداد نورون های لایه پنهان
۲۴مثالی از محاسبه افت فشار در یک لوله با استفاده از برنامه نوشته شده
۲۸خروجی شبکه
۲۹منابع و مآخذ

چکیده:

در این تحقیق از نخستین کاربرد شبکه های عصبی^۱ یعنی تقریب توابع^۲ برای تقریب دیاگرام مودی^۳ برای استخراج ضریب اصطکاک دارسی^۴ که در محاسبات مربوط به افت فشار سیال لوله ها ناشی از اصطکاک، استفاده می شود. در مکانیک سیالات ضریب اصطکاک دارسی یا از نمودار مودی استخراج می شود و یا از فرمول های نیمه تجربی مانند معادله کلمبرک^۵ محاسبه می شود.

در این مقاله تعداد ۱۲۰۰ نمونه^۶ از دو داده ورودی به نام عدد بی بعد رینولدز^۷ و زبری نسبی لوله^۸ تولید کرده ایم که داده های معلوم مسئله هستند و بصورت تصادفی و در محدوده مشخص انتخاب شده اند و ۱۲۰۰ نمونه داده خروجی ضریب اصطکاک دارسی است که از روی نمودار مودی و با استفاده از داده های ورودی استخراج شده و به عنوان داده ای آموزش^۹ برای شبکه عصبی طراحی شده در نظر گرفته شده اند. آموزش شبکه را با دو سری داده انجام شده است یک سری داده های معمولی و خام و سری دوم داده هایی که ورودی های آنها بصورت غیر خطی نورمالایز لگاریمی شده اند و تفاوت خطای نهایی آنها مورد بررسی قرار گرفته شده است.

بعد از آموزش شبکه و رسیدن به سطح خطای مطلوب، ضریب اصطکاک را از برنامه گرفته و وارد قسمت دوم برنامه برای محاسبه افت فشار لوله ناشی از اصطکاک سیال با جدار لوله برای جریان کاملاً فراگیر و لوله با قطر ثابت کرده و افت هد^{۱۰} اصلی را بدست آورده ایم.

-
- ^۱ Neural Network
 - ^۲ Fitting app
 - ^۳ Moody diagram
 - ^۴ Darcy Friction Factor
 - ^۵ Colebrook-White equation
 - ^۶ Sample
 - ^۷ Reynolds
 - ^۸ Relative Roughness
 - ^۹ Train
 - ^{۱۰} head

الف - توضیحاتی در مورد جریان در لوله ها و دیاگرام مودی:

ضریب اصطکاک بصورت آزمایشی تعیین می شود. نتایجی که توسط ال.اف.مودی^{۱۱} انتشار یافت به دیاگرام مودی مشهور شده است. این نمودار شامل قسمت های مختلفی چون ناحیه آرام^{۱۲}، بحرانی^{۱۳}، مغشوش^{۱۴} با لوله کاملاً زبر می باشد که این تقسیم بندی بستگی به عدد رینولدز بدست آمده برای سیال می باشد.

ضریب اصطکاک را می توان برای هر ناحیه از معادله های تجربی متفاوت بدست آورد:

مثلاً در ناحیه آرام یعنی جایی که $2000 < Re < 4000$:

$$f = 64/Re;$$

و برای ناحیه مغشوش $Re > 4000$ معادله تجربی کولبروک:

$$\frac{1}{\sqrt{f}} = -2.0 \log_{10} \left(\frac{\epsilon/d}{3.7} + \frac{2.51}{Re\sqrt{f}} \right)$$

عدد بی بعد رینولدز در واقع نسبت نیروی اینرسی به چسبندگی است.

$$Re_D = \frac{\rho V D}{\mu}$$

و زبری نسبی (e) هم از با توجه به جنس لوله از جدول زیر قابل محاسبه است:

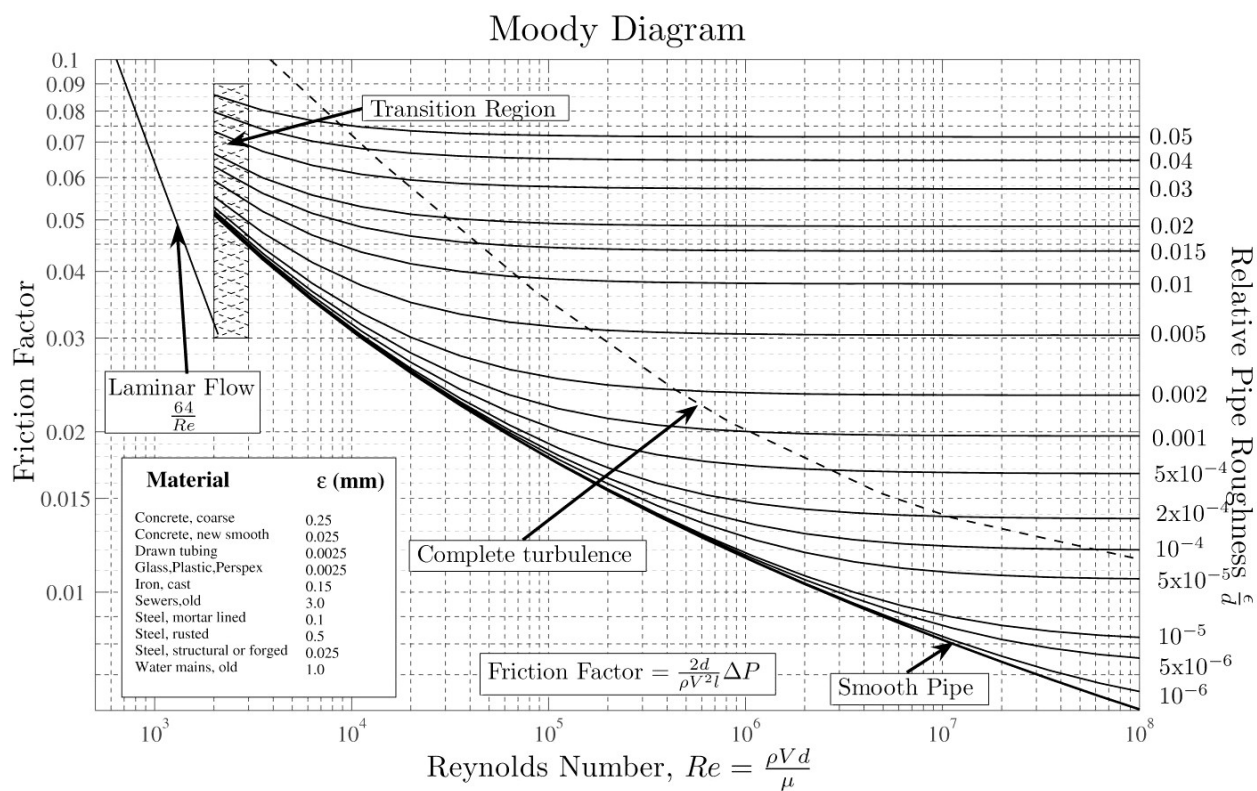
Surface	Absolute Roughness Coefficient - k -	
Surface	(m) 10 ⁻³	(feet)
Stainless steel	0.015	5 10 ⁻⁵
Steel commercial pipe	0.045 - 0.09	1.5 - 3 10 ⁻⁴
Stretched steel	0.015	5 10 ⁻⁵

14 more rows

D هم قطر لوله است.

Moody^{۱۱}
laminar^{۱۲}
critical^{۱۳}
turbulent^{۱۴}

چون استفاده از فرمول های تجربی زمانبر می باشد بنابراین برای محاسبات سریعتر معمولاً از دیاگرام مودی استفاده می شود:



همانطوری که مشاهده می شود محورهای دیاگرام مودی بصورت لگاریتمی تغییر میکنند. بنابراین همواره در استفاده از نمودار باید توجه شود که با استفاده از رینولدز و زبری نسبی، مقدار f را بدست آورد یعنی:

$Re \rightarrow f$

استفاده از این روش بصورت برعکس ($f \rightarrow Re$) به دلیل اختلاف زیاد در مقدار رینولدز بدست آمده، غیر قابل قبول است.

افت فشار:

برای محاسبات مربوط به جریان در لوله ها، معمولاً با محاسبه افت فشار سر و کار داریم، افت هد کل جریان در یک لوله مساوی است با :

$$h_T = h_l + h_{lm}$$

h_l : اتلافات اصلی که بر اثر اصطکاک در جریان کاملاً فراگیر در لوله های با مساحت ثابت است که در این مقاله وقتی از افت فشار یا افت هد صحبت میکنیم منظور این افت فشار اصلی است.

h_{lm} : اتلافات فرعی که مربوط به ورودی ها، اتصالات، تغییرات مساحت لوله و غیره است که در این مقاله با این افت فشار کاری نداریم ولی با توجه به مفروضات مسئله به سادگی قابل محاسبه است.

یک نکته^{۱۵} باید مدنظر داشته باشیم که در حالت کلی افت فشار در لوله با افت هد یکی نیست ولی اگر فرض کنیم که لوله افقی باشد با استفاده از قانون اول ترمودینامیک و با فرض $h_{lm}=0$ خواهیم داشت:

$$\frac{(P_1 - P_2)}{\rho} = \frac{\Delta P}{\rho} = h_l$$

لذا برای جریان کاملاً فراگیر در یک لوله افقی با مساحت ثابت، افت هد اصلی را بر حسب افت فشار می توان بیان کرد. پس در این مقاله هر جا بیان شده است افت هد منظور همان افت فشار است.

و در نهایت مقدار h_l یا همان افت هد اصلی را می توان از دارسی-وِیسباخ^{۱۶} زیر محاسبه می شود:

$$h_f = f \cdot \frac{L}{D} \cdot \frac{V^2}{2g}$$

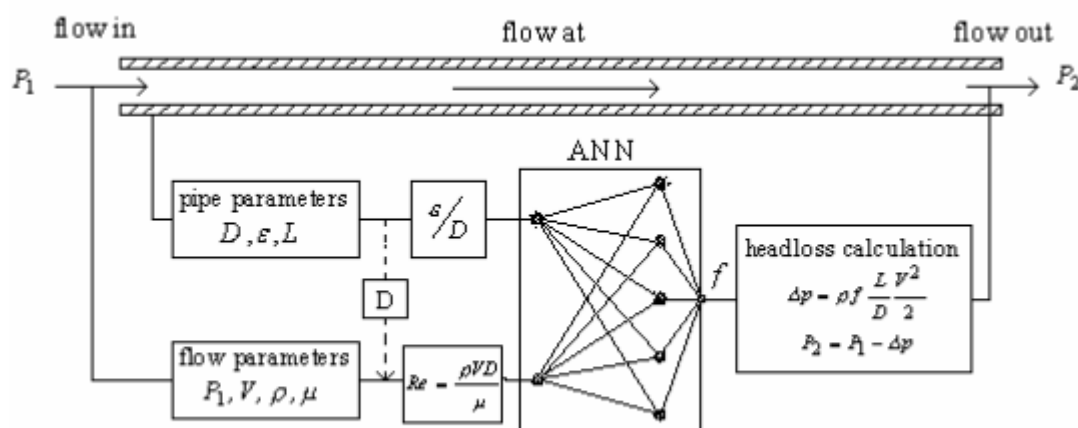
که در آن :

- h_f هد تلف شده به علت وجود اصطکاک
- L طول لوله
- D قطر هیدرولیکی لوله است. (که در مورد لوله با سطح مقطع دایروی همان قطر لوله است).
- V سرعت میانگین سیال جاری در لوله است.
- g شتاب گرانش محلی زمین (که برای لوله های که ارتفاع ندارند در نظر نمیگیریم)
- f ضریب اصطکاک دارسی است که عدد بی بعدی می باشد و مقدار آن با توجه به نوع زبری لوله ها و عدد رینولدز و به کمک نمودار مودی چارت یا رابطه کلبروک تعیین می شود.

^{۱۵} طبق کتاب مکانیک سیالات رابرت دبلیو. فاکس ویراست ششم

^{۱۶} Darcy-Weisbach equation

همانطور که ملاحظه می شود برای بدست آوردن افت فشار نیاز به بدست آوردن ضریب اصطکاک دارسی وجود دارد که چون استفاده از فرمول های تجربی زمان بر هستند معمولا از چارت مودی استفاده می شود که در این مقاله چارت مودی را توسط یک شبکه عصبی تقریب زده ایم و بعد از رسیدن به سطح خطای مطلوب ضریب اصطکاک بدست آمده از شبکه را همانطور که در شکل زیر مشاهده می شود در محاسبات مربوط به افت فشار آورده ایم .



یک سیستم عصبی مصنوعی در محاسبات افت فشار در یک لوله

ب - شبیه سازی شبکه عصبی:

داده های ورودی و خروجی:

برای استخراج ضریب اصطکاک از نمودار مودی ما دو ورودی داریم عدد بی بعد رینولدز و دیگری زبری نسبی لوله بنابراین شبکه عصبی دو ورودی دارد و یک خروجی که محدوده آنها را در جدول زیر مشخص کرده ایم.

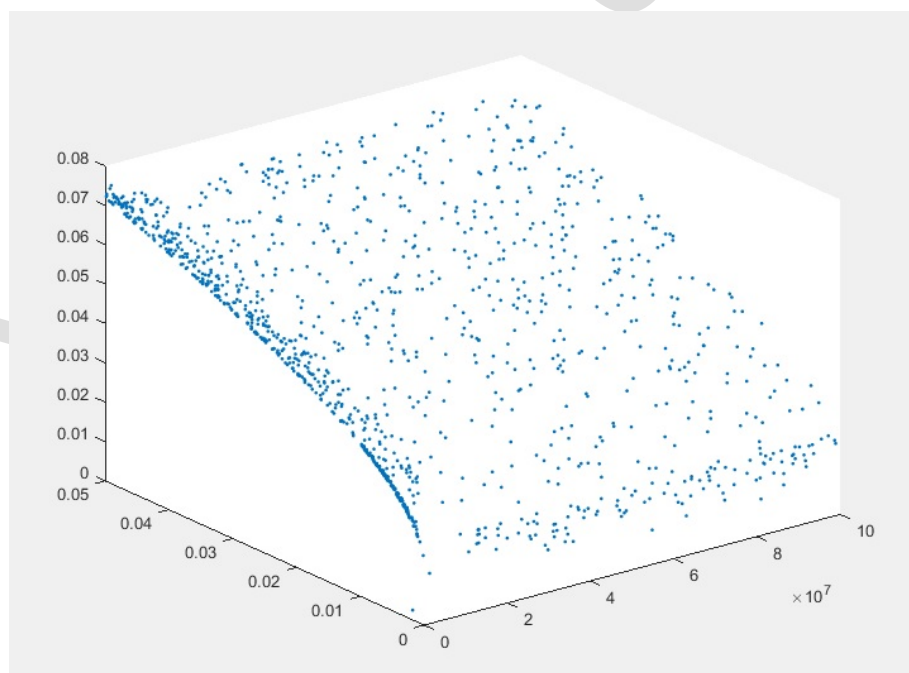
ورودی ها و خروجی شبکه عصبی و دامنه تغییرات آنها	
ورودی ها و خروجی	دامنه تغییرات
$Re = \frac{\rho V D}{\mu}$ (اینرسی/چسبندگی)	$Re < 4000$ ناحیه آرام $4000 < Re < 10^8$ ناحیه گذرا و مغشوش
$\frac{e}{D}$ (زبری نسبی/قطر هیدرولیکی لوله)	$0.00001 < \frac{e}{D} < 0.05$
f (ضریب اصطکاک دارسی)	$0.008 < f < 0.1$

برای اینکه شبکه عصبی خوب آموزش ببیند باید داده های ورودی بصورت تصادفی انتخاب شوند بنابراین برای این منظور با استفاده از متلب خواهیم داشت:

```
1 - Re1 = 4000;
2 - Re2 = 100000000;
3 - x = Re1 + (Re2-Re1)* rand(1200,1);
4
5 - (e/D)1 = 0.00001;
6 - (e/D)2 = 0.05;
7 - (e/D)3 = (e/D)1 + ((e/D)2-(e/D)1)* rand(1200,1);
8
9 - my_dataset = dataset(Re, (e/D));
10 - export(my_dataset, 'File', 'd:\end\3\inputs.txt');
```

بعد از تولید اعداد تصادفی آنها را به عنوان دیتا ست ذخیر میکنیم و با استفاده از دیاگرام مودی خروجی یعنی ضریب اصطکاک را استخراج میکنیم و ذخیره میکنیم. و در شبکه هر جا احتیاج بود این دیتا ست ها را در محیط متلب فراخونی خواهند شد.

بعد از استخراج ضریب اصطکاک از روی دیاگرام مودی با استفاده از اعداد تصادفی تولید شده ، اگر نمودار سه بعدی ورودی ها و خروجی ها را رسم کنیم خواهیم داشت:



همانطوری که مشخص است نوع قرار گیری دیتاها بیان کننده رابطه معنا دار ورودیها و خروجی می باشد و داده ها تصادفی تولید شده و خروجی استخراج شده از نمودار مودی دارای توزیع تقریباً مناسبی می باشد

به علت اینکه دیاگرام مودی رفتار غیر خطی دارد یعنی محورهای عدد رینولدز و زبری نسبی بصورت لگاریتمی تغییر میکنند بنابراین برای بدست آوردن سطح خطای مطلوب باید داده های ورودی بصورت غیر خطی از نوع لگاریتمی و با استفاده از فرمول های زیر، نرمالایز شوند.

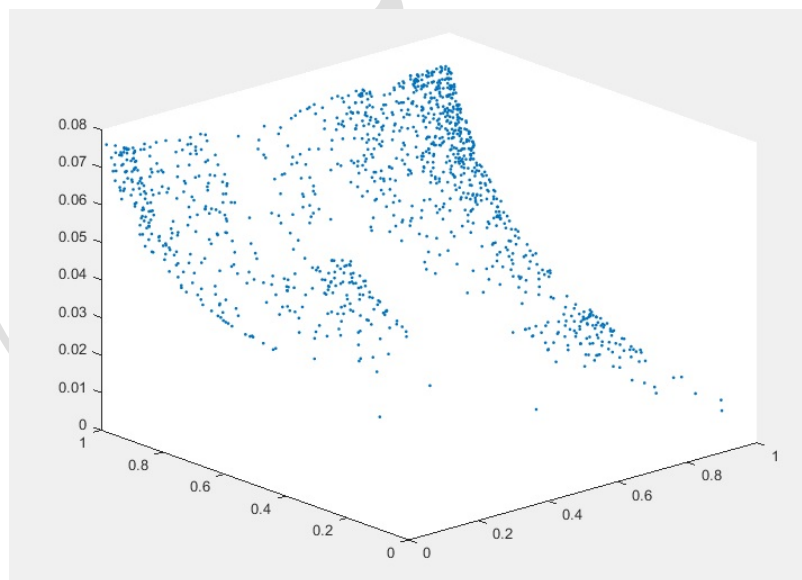
$$normalized = \frac{(\log(actual(Re)) - \log(\min(Re)))}{(\log(\max(Re)) - \log(\min(Re)))}$$

$$normalized = \frac{(\log(actual(\frac{e}{D})) - \log(\min(\frac{e}{D})))}{(\log(\max(\frac{e}{D})) - \log(\min(\frac{e}{D})))}$$

این فرمول ها را در محیط متلب وارد کرده و دیتا ست های ورودی و خروجی را فراخوانی کرده و عملیات نرمالایز را انجام داده و دیتا ست های ورودی و خروجی نرمالایز شده را به عنوان سری دوم دیتاهای آموزش شبکه ذخیره می شوند

```
1
2 - Re = dataset('XLSFile','d:\input1.xlsx');
3 - e/D = dataset('XLSFile','d:\input2.xlsx');
4 - p1 = (log(Re)-log(4000))/(log(100000000)-log(4000))
5 - p2 = (log(e/d)-log(0.00001))/(log(0.05)-log(0.00001))
6 - p=[p1 p2]
```

اگر نمودار سه بعدی اعداد نرمالایز شده را بر حسب خروجی رسم کنیم خواهیم داشت:



که همانطور که مشاهده می شود شیب نمودار داده ها تغییر کرد و این تغییر باعث بهتر شدن سطح خطای شبکه خواهد شد.

ج - آموزش شبکه عصبی با استفاده از جعبه ابزار شبکه عصبی:

اولین گام در آموزش شبکه عصبی ارائه الگوهایی است که شبکه بتواند با استفاده از آنها آموزش ببیند برای این منظور از ۱۲۰۰ نمونه تولید شده در قسمت قبل استفاده می شود، این داده ها در سه قسمت وارد نرم افزار می شوند ۷۰٪ برای آموزش^{۱۷}، ۱۵٪ برای ارزیابی^{۱۸}، ۱۵٪ برای تست^{۱۹} استفاده از داده های ارزیابی باعث می شود شبکه تعمیم پذیری بیشتر داشته باشد و از فیت شدن بیش از حد شبکه بر روی نقاط آموزش جلوگیری می کند به این روش توقف پیش از موعد^{۲۰} می گویند .

داده در دو سری خام و نرمالایز شده به صورت جداگانه به شبکه داده شده اند و نتایج مورد بررسی قرار گرفته است.

پس از ایجاد پایگاه داده ویژه آموزش شبکه، بایستی شبکه مناسب انتخاب شود. هدف از این تحقیق ارائه یک شبکه عصبی است که بتواند رابطه مطلوب بین ورودی و خروجی را پیدا کند یا همتن تقریب تابع بنابراین یک شبکه پرسپترون چند لایه^{۲۱} با اتصالات پیش رو^{۲۲} و الگوریتم آموزش انتشار برگشتی^{۲۳} از نوع بهبود یافته لورنبرگ مارکورت^{۲۴} (به علت سرعت بالای همگرایی) که دارای یک لایه پنهان و یک لایه بیرونی تابع انتقال لایه پنهان از نوع tansig به علت پیوسته بودن و مشتق پذیر بودن و از نوع purelin برای لایه بیرونی، تعداد نرون های لایه پنهان با سعی و خطا بدست می آیند در جهت هر چه کمتر کردن خطای شبکه. ابتدا شبکه را با داده های خام آموزش داده ایم و سپس شبکه را با داده های نرمالایز شده آموزش داده ایم و خطای آنها را با هم مقایسه کرده ایم و شبکه ای که دارا سطح خطای کمتری است را انتخاب کرده و با سعی و خطا تعداد نرون های لایه پنهان آن را تعیین کرده و خرجی شبکه را با داده های واقعی مقایسه کرده ایم

در جدول زیر ساختار شبکه و اطلاعات آن آورده شده اند.

Train ^{۱۷}
validation ^{۱۸}
Test ^{۱۹}
Early Stopping ^{۲۰}
MLP(Multi Layout Perseptron) ^{۲۱}
FeedForward ^{۲۲}
Back Propaction(BP) ^{۲۳}
Levenberg-Marquardt ^{۲۴}

خلاصه مشخصات و پارامترهای شبکه عصبی بکار رفته در این تحقیق

پارامتر	توضیحات
ساختار شبکه	پرسپترون چند لایه (MLP)
نوع شبکه عصبی	پیش رو (FeedForward)
الگوریتم آموزش	انتشار برگشتی (Back Propaction)
تابع عملکرد خطا	مجموع مربعات خطا (MSE:Mean Square Error)
روش بهینه سازی	Levenberg-Marquardt(LM)
تعداد لایه های پنهان	یک
تعداد نوروں های لایه پنهان	۱۷-۵ با سعی و خطا
نرخ یادگیری	۰,۰۰۱ پیش فرض Matlab
تابع تحریک لایه پنهان	تانژانت سیگموئید (Tansig)
تابع تحریک لایه خروجی	خطی (purelin)
تعداد داده های train	840 sample(70%)
تعداد داده های validation	180 sample(15%)
تعداد داده های Test	180 sample(15%)
تعداد نسل آموزش	حداکثر ۱۰۰۰

توضیح جز به جز برنامه نوشته شد در متلب :

- تعریف ورودی ها و خروجی شبکه و فراخوانی دیتا ست های شبکه در محیط متلب:

```
1 % Reynolds_RelativePipeRoughness - input data.
2 % Friction_Factor - target data.
3 - clc
4 - close all
5 - clear
6 - Reynolds_RelativePipeRoughness = dataset('XLSFile','d:\inputs.xlsx');
7 - Friction_Factor = dataset('XLSFile','d:\target.xlsx');
8 - x = Reynolds_RelativePipeRoughness;
9 - t = Friction_Factor;
```

- انتخاب تابع آموزش که به علت سریع بودن الگوریتم لوببرگ مارکورت را انتخاب میکنیم:

```
11 % Choose a Training Function
12 % 'trainlm' is usually fastest.
13
14 - trainFcn = 'trainlm'; % Levenberg-Marquardt
```

- ساخت ساختار شبکه با تابع و تعیین تعداد نرون های لایه پنهان. این تابع مخصوص تقریب توابع است و این تابع بجای تابع newff بکار برده می شود برای شبکه های BP تابع newff به پیشنهاد خود Matlab جدیدا استفاده نمی شود.

```
16 % Create a Fitting Network
17 - hiddenLayerSize = 10;
18 - net = fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);
```

- در این قسمت داده های ورودی را به سه قسمت آموزش، ارزیابی و تست تقسیم کرده است و با توابع divideMode و divideFcn این تقسیم بندی را بصورت تصادفی و از سراسر دیتاها انجام داده است.

```
21 % Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
22
23 - net.divideFcn = 'dividerand'; % Divide data randomly
24 - net.divideMode = 'sample'; % Divide up every sample
25 - net.divideParam.trainRatio = 70/100;
26 - net.divideParam.valRatio = 15/100;
27 - net.divideParam.testRatio = 15/100;
```

- انتخاب تابع عملکرد خطا که میانگین مربعات خطا می باشد.

```
29 % Choose a Performance Function
30
31 - net.performFcn = 'mse'; % Mean squared error
```

- انتخاب نمودارهایی که باید بعد از آموزش شبکه استخراج شوند برای بررسی عملکرد شبکه. از جمله نمودار خطای آموزش و ارزیابی و تست، نمودار رگرسیون و هیستوگرام تابع خطا و :

```
33 % Choose Plot Functions
34
35 - net.plotFcns = {'plotperform', 'plottrainstate', 'ploterrhist', ...
36 'plotregression', 'plotfit', 'plotwb', 'plotconfusion'};
```

- شروع کردن آموزش شبکه:

```
38 % Train the Network
39 - [net,tr] = train(net,x,t);
```

- تست شبکه با داده های تست، همانطور که میدانیم داده های validation در حین آموزش شبکه اعمال می شوند و داده های Test بعد از اتمام آموزش شبکه.

تابع gsubtract اختلاف بین خروجی واقعی یا همان t را با خروجی های شبکه محاسبه کرده و در e قرار میدهد و تابع perform میزان performance خطا را نشان میدهد

```
41 % Test the Network
42 - y = net(x);
43 - e = gsubtract(t,y);
44 - performance = perform(net,t,y)
```

- در این قسمت مقدار performance شبکه برای داده های train ، validation و Test بصورت جداگانه محاسبه می شود و در خروجی برنامه چاپ می شوند.

```
46 % Recalculate Training, Validation and Test Performance
47 - trainTargets = t .* tr.trainMask{1};
48 - valTargets = t .* tr.valMask{1};
49 - testTargets = t .* tr.testMask{1};
50 - trainPerformance = perform(net,trainTargets,y)
51 - valPerformance = perform(net,valTargets,y)
52 - testPerformance = perform(net,testTargets,y)
```

نکته در مورد لاین ۴۷ تا ۴۹:

تابع Mask | داده های آموزش و ارزیابی و تست را مشخص می کند و وقتی در t ضرب می شود مقدار داده هایی را که برای آموزش یا ارزیابی یا تست بکار رفته اند مشخص می کند.

اگر بخواهیم اندیس داده هایی که برای آموزش و ارزیابی و تست بکار رفته اند را پیدا کنیم از نقیض تابع isnan و با کمک تابع Mask استفاده می شود. مثلاً اگر اندیس داده های Test را بخواهیم از دستور زیر داریم:

```
testIndices = find(~isnan(tr.testMask{1}))
```

خروجی برنامه اندیس ۱۸۰ نمونه داده های تست را از ۱۲۰۰ نمونه به ما میدهد که اینجا بعلت کمبود فضا دو خط اول و آخر از خروجی را قرار میدهم:

```
testIndices =
Columns 1 through 8
    2         4         6        20        26        32        46        50

Columns 177 through 180
  1186    1191    1195    1198
```

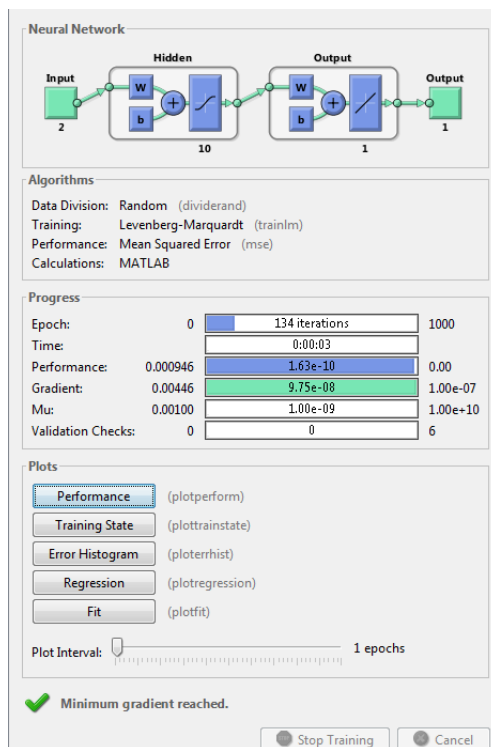
همانطور که ملاحظه می شود اندیس های داده هایی که برای Test شبکه بکار رفته شده است مشخص شده اند که همانطور که قبلاً با تابع dividerand تعیین کرده ایم کاملاً تصادفی انتخاب شده اند.

- در این قسمت صفحه ای که حاوی اطلاعات آموزش شبکه هست نشان داده می شود:

```
54 % View the Network
55 - view(net)
```

که همانطور که در شکل مشاهده می شود حاوی اطلاعاتی از شبکه که قبلاً توضیح داده شده اند در قسمت Progress داری شش قسمت می باشد که هر کدام از این شش گزینه که زودتر به حد مشخص شده برسد آموزش شبکه متوقف می شود که در

این شکل شبکه بعد از ۱۳۴ نسل آموزش به علت رسیدن مقدار گرادیان تابع خطا به حد مطلوب آموزش شبکه متوقف شده است.



- در قسمت آخر با دستور input ورودی های شبکه یعنی عدد رینولدز و زبری نسبی لوله را از کاربر گرفته و آنها را بصورت لگاریتمی نرمالایز کرده و خروجی شبکه را میگیریم:

```

97 % input data from operator
98
99 Re = input('enter the Reynolds : ');
100 if Re<4000
101     Friction_Factor = 64/Re;
102     string=num2str(Friction_Factor);
103     final_string=strcat(' the Friction_Factor in Transition flow area is : ',string,'');
104     disp(final_string)
105
106 else
107     Relative_Pipe_Roughness = input('enter the Relative_Pipe_Roughness(e/D) : ');
108     if Relative_Pipe_Roughness <= 0.05 & Relative_Pipe_Roughness >= 0.00001
109
110 p1 = (log(Re)-log(4000))/(log(100000000)-log(4000))
111 p2 = (log(Relative_Pipe_Roughness)-log(0.00001))/(log(0.05)-log(0.00001))
112 Friction_Factor = net([p1;p2])
113
114 else
115
116 string=num2str(Relative_Pipe_Roughness);
117 final_string=strcat(' the Relative_Pipe_Roughness Not in admissible Rang please Change (e/D) ');
118 disp(final_string)
119 end
120 end

```

نکته : شرط هایی را تعریف کرده ایم که طبق محدودیت های نمودار مودی، اگر این شرط

$0.00001 < \frac{e}{D} < 0.05$ برقرار نباشد برنامه درخواست تغییر $\frac{e}{D}$ را بدهد و همچنین اگر $Re < 4000$ باشد،

همانطور که قبلا بیان شد ضریب اصطکاک از فرمول $f = \frac{64}{Re}$ بدست آید و نیازی به وارد کردن اطلاعات به شبکه شبیه سازی شده نیست.

• خروجی شبکه:

Performance را بطور جداگانه برای داده های آموزش و ارزیابی و تست و داده های کلی محاسبه کرده است و همچنین با ورودی عدد رینولدز و زبری نسبی لوله را از کاربر گرفته و خروجی شبکه که همان ضریب اصطکاک داری می باشد را محاسبه کرده است:

```
performance =  
4.0288e-07  
  
trainPerformance =  
5.4938e-07  
  
valPerformance =  
6.1627e-08  
  
testPerformance =  
6.0456e-08  
  
enter the Reynolds : 169600  
enter the Relative_Pipe_Roughness (e/D) : 0.002  
  
Friction_Factor =  
0.0234
```

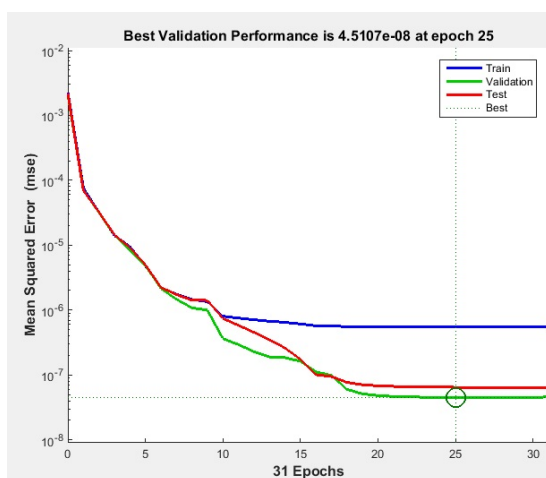

بررسی نمودارهای استخراج شده بعد از آموزش شبکه برای داده های ورودی خام و نرمالایز شده:

یک شبکه طبق دستوراتی که بالا توضیح داده شد، با ۱۰ نرون در لایه پنهان شبیه سازی کرده و این شبکه را یکبار Train کرده و تفاوت نمودارهای استخراج شده را برای دو سری از داده ها مقایسه شده اند:

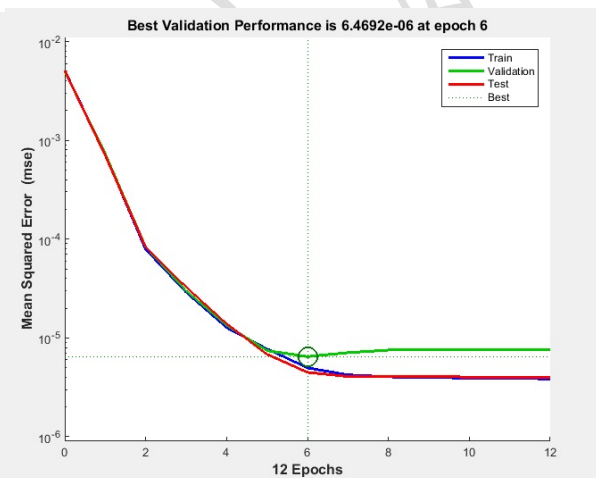
• نمودار performance :

همانطوری که ملاحظه می شود داده های نرمالایز برای داده های Test، performance، تابع خطای بهتری را فراهم کرده است .

داده های نرمالایز

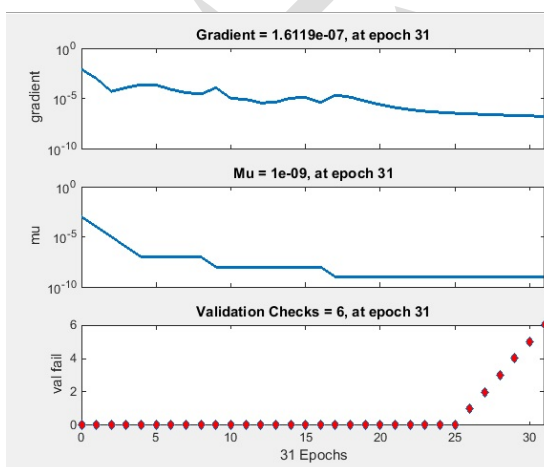


داده های خام

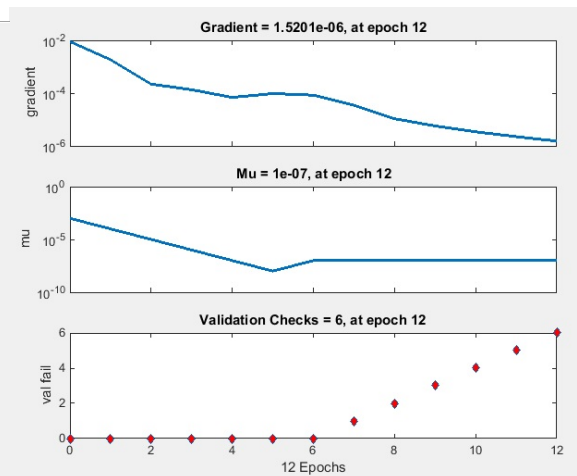


• نمودار Training state:

داده های نرمالایز



داده های خام

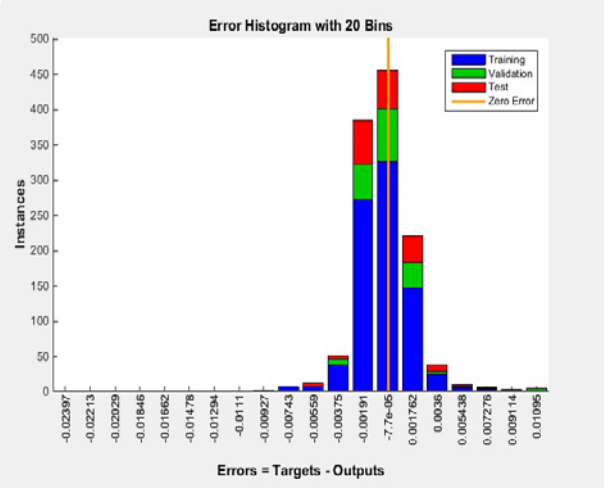
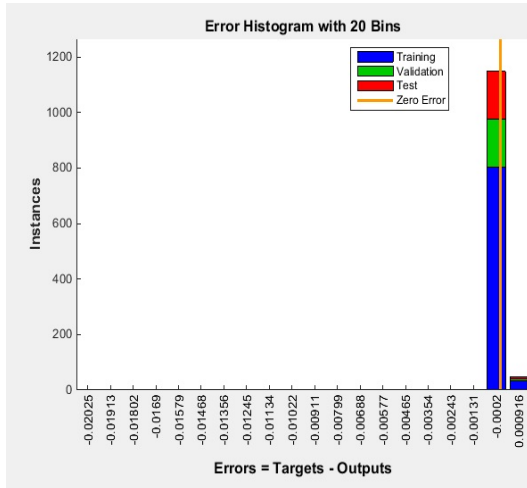


• نمودار Error Histogram :

همانطور که مشاهده می شود ستون های داده هاس نرمالایز به محدوده خط صفر (خط زرد رنگ) نزدیکتر هستند و نتایج بهتری را فراهم کرده اند.

داده نرمالایز

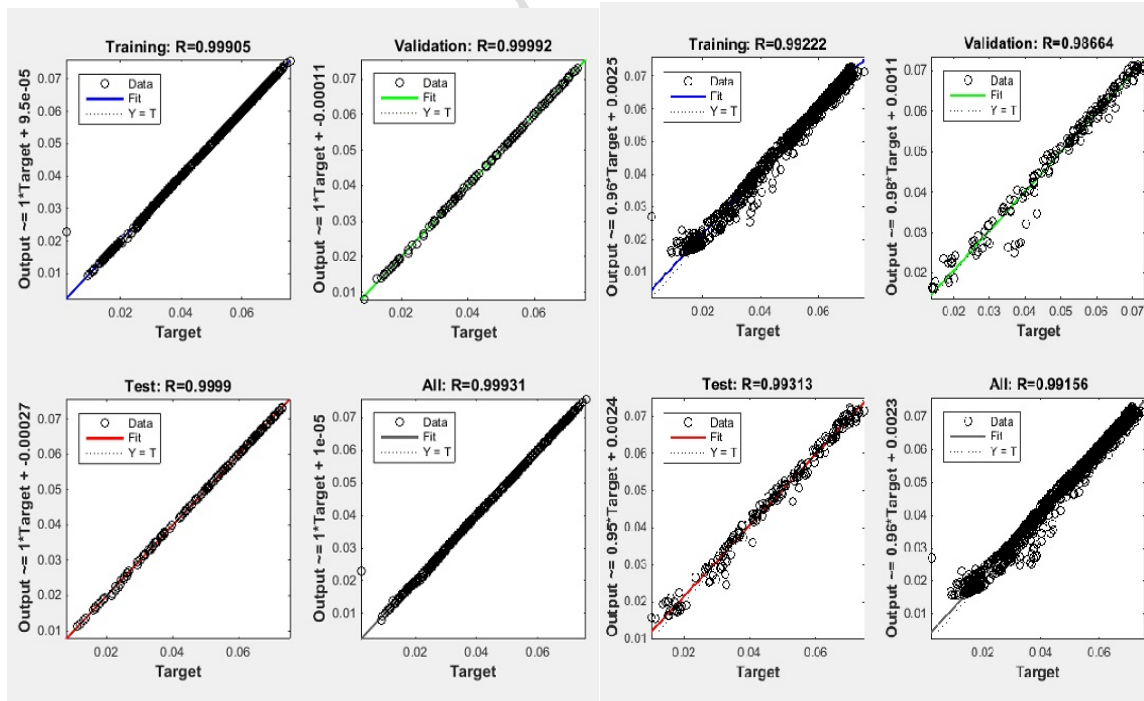
داده خام



• نمودار Regression :

داده نرمالایز

داده خام



این نمودار رگرسیون خروجی واقعی به خروجی شبکه عصبی را برای داده های Train, validation, Test و داده هایابی کلی نشان می دهد ضریب رگرسیون کلی داده های خام 0.99156 و ضریب رگرسیون کلی داده های نرمالایز

شده 0.99931 می باشد که با افزایش نرون حتما به یک هم خواهد رسید و این نشان دهنده دقت بالای این شبکه با داده های نرمالایز شده است.

همچنین معادله خط رگرسیون کلی داده های خام: $\text{Output} = 0.96 * \text{Target} + 0.0023$

و معادله خط رگرسیون کلی داده های نرمالایز شده: $\text{Output} = 1 * \text{Target} + 0.00001$

که دارای شیب ۱ و یک عرض از مبدا خیلی کوچک ۰,۰۰۰۰۱ بنابراین میشه گفت با خط ۴۵ درجه یکی است که نشان دهنده دقت بالای شبکه با داده های نرمالایز شده می باشد.

نتیجه:

با توجه به نمودارهای بالا و مقدار performance و ضریب Regression حاصل شده آموزش شبکه با داده های نرمالایز شده خطای کمتری را برای فراهم می کند بنابراین شبکه نهایی را با داده های نرمالایز شده شبیه سازی شده و افت فشار لوله سیال را محاسبه خواهد شد.

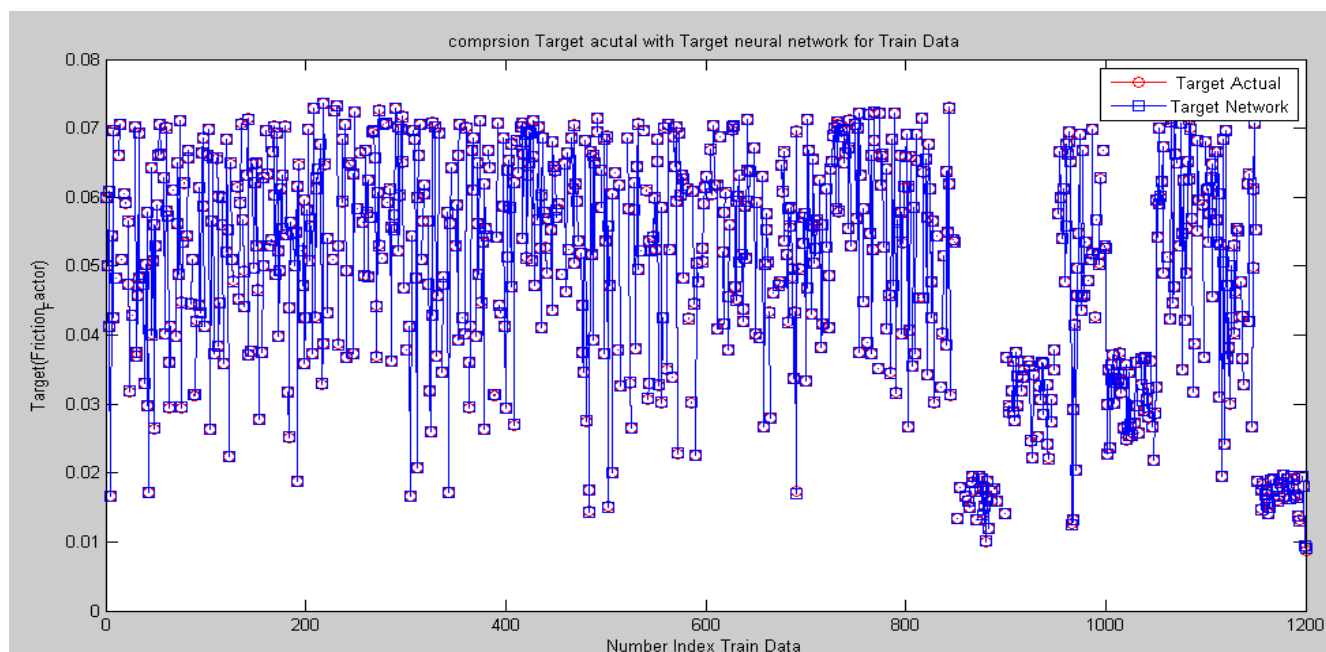
• نمودار خروجی شبکه و خروجی واقعی بر حسب اندیس داده های ورودی train:

برای اینکه مشاهد شهودی تری از جواب خوب شبکه به داده های ورودی train داشته باشیم خروجی شبکه و خروجی واقعی را در یک نمودار و روی هم رسم میکنیم.

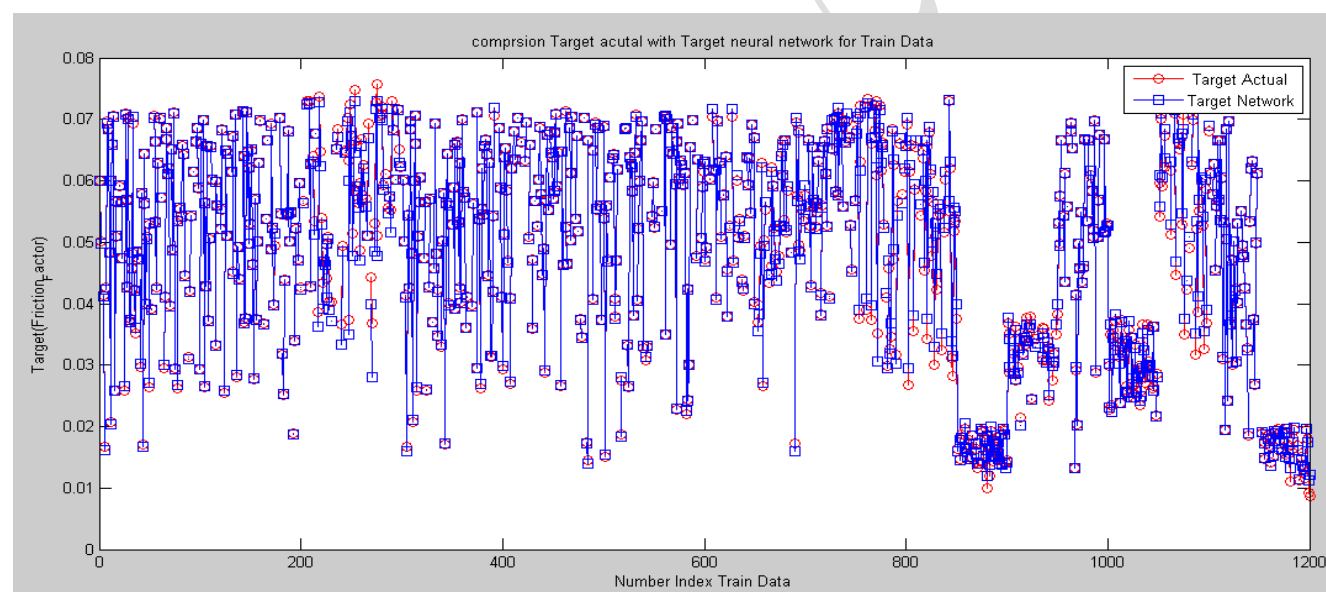
```
62 % comporsion with Target actual with Target Neural Network for Train Data
63 - traininput1 = x(1,:) .*tr.trainMask{1};
64 - traininput2 = x(2,:) .*tr.trainMask{1};
65 - TrainInput = [traininput1;traininput2];
66 - TargettrNet = sim(net,TrainInput);
67 - figure(1);
68 - plot(trainTargets,'-or'),hold on,plot(TargettrNet,'-sb'),hold off
69 - legend(' Target Actual ','Target Network');
70 - xlabel('Number Index Train Data');
71 - ylabel('Target (Friction_Factor)');
72 - title('comprson Target acutal with Target neural network for Train Data');
```

در کد بالا ابتدا داده های ورودی که در train شبکه استفاده شده اند را به استفاده از تابع Mask پیدا کرده و شبکه را برای این داده های با تابع sim شبیه سازی کرده و خروجی های مربوط به این داده ها را از شبکه استخراج می شوند و این خروجی ها و خروجی های واقعی مربوط به داده های train را روی یک نمودار رسم میکنیم و همپوشانی آنها را با هم مقایسه میکنیم.

داده نرمالایز:

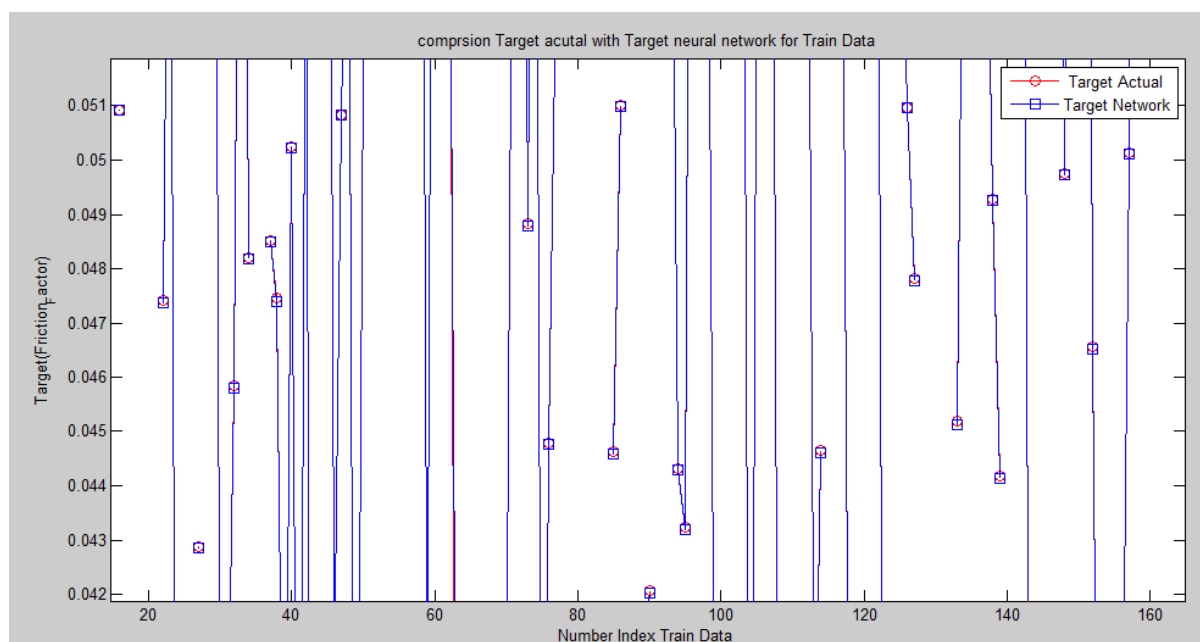


داده های خام:

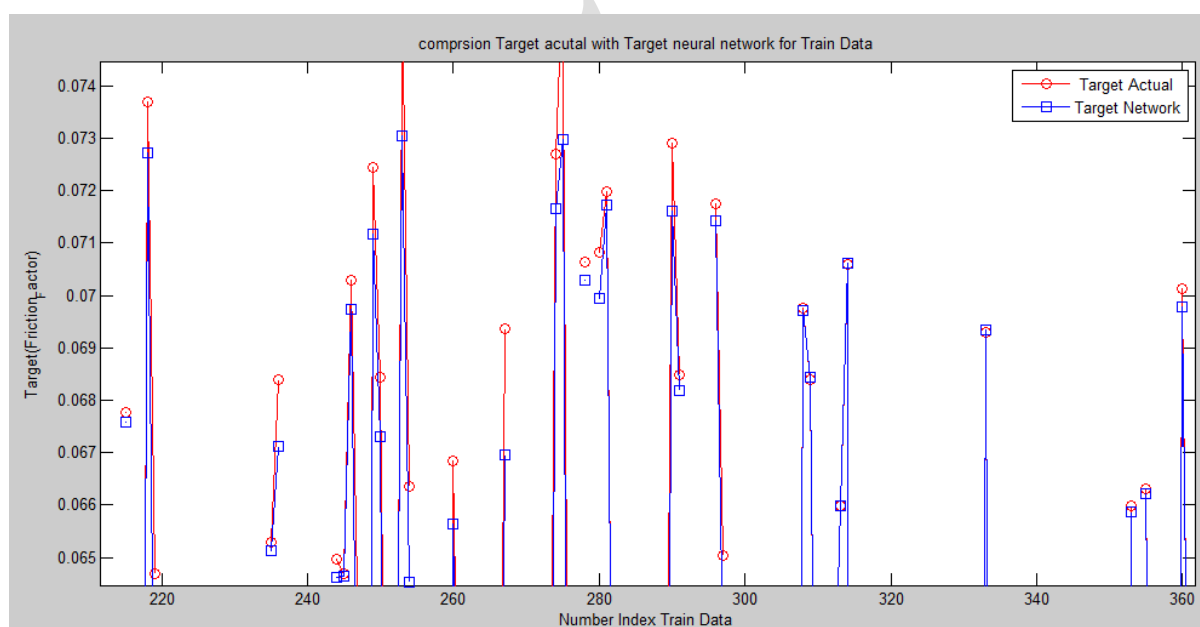


اگر قسمتی از نمودار را زوم کنیم خواهیم داشت:

داده نرمالایز:



داده خام:



همانطور که مشاهده می شود خروجی های واقعی با خروجی های شبکه در بیشتر جاها دقیقاً در داده های نرمالایز شده رو هم افتاده اند و نمودار همپوشانی کاملی دارد ولی در نمودار مربوط به داده های خام این همپوشانی کمتر است. این نشان دهنده آموزش خوب شبکه می باشد برای داده های نرمالایز train است.

نمودار خروجی شبکه و خروجی واقعی بر حسب اندیس داده های ورودی Validation:

```

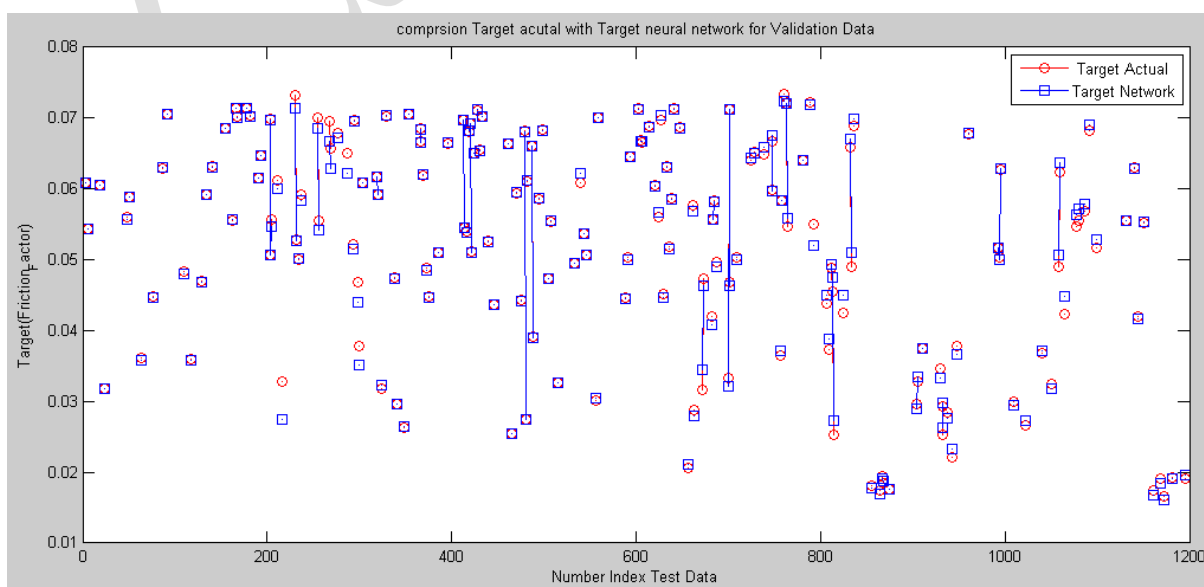
74 % comporsion with Target actual with Target Neural Network for Validation Data
75 valinput1 = x(1,:) .*tr.valMask{1};
76 valinput2 = x(2,:) .*tr.valMask{1};
77 ValidationInput = [valinput1;valinput2];
78 TargetvalNet = sim(net,ValidationInput);
79 figure(2);
80 plot(valTargets,'-or'),hold on,plot(TargetvalNet,'-sb'),hold off
81 legend(' Target Actual ','Target Network');
82 xlabel('Number Index Test Data');
83 ylabel('Target(Friction_Factor)');
84 title('comprsn Target acutal with Target neural network for Validation Data');

```

داده های نرمالیز:



داده های خام:



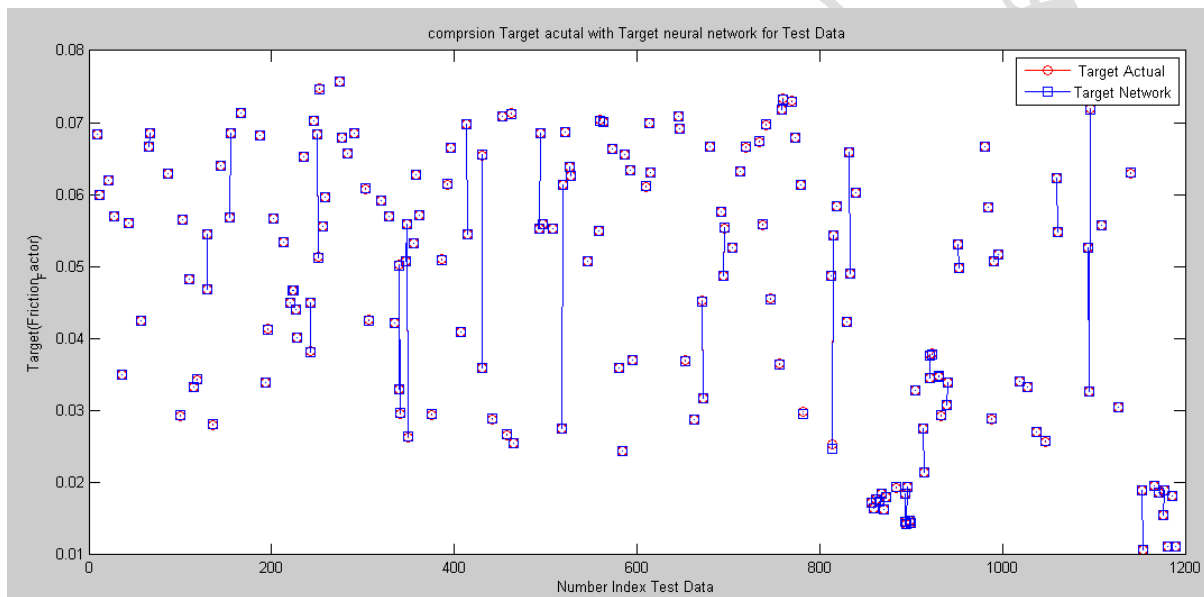
نمودار خروجی شبکه و خروجی واقعی بر حسب اندیس داده های ورودی Test:

```

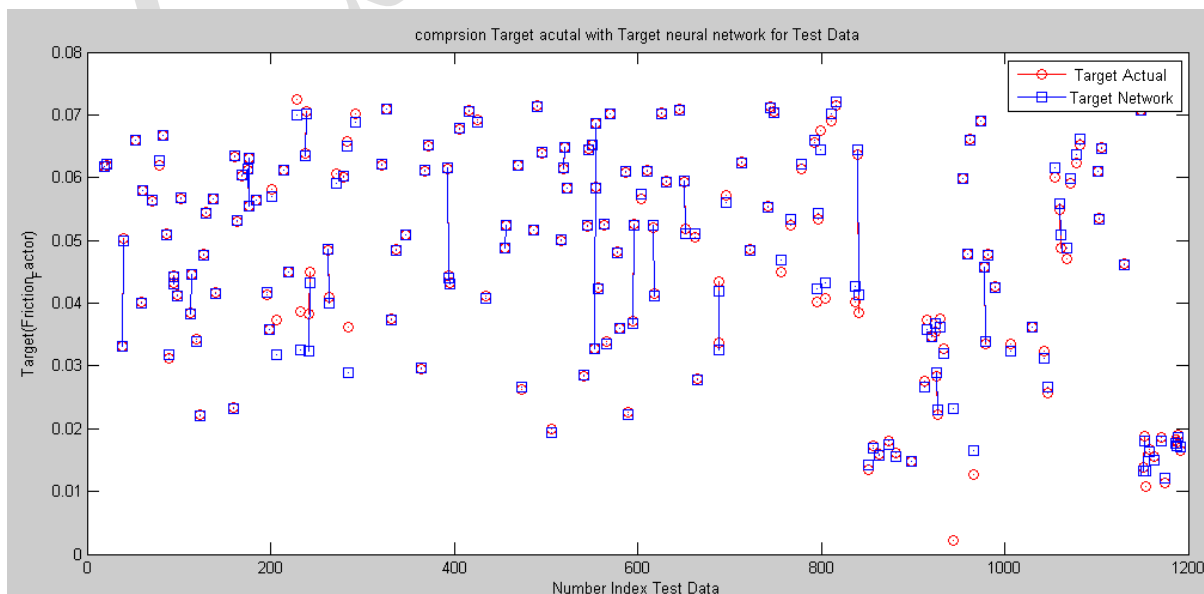
86 % comporsion with Target actual with Target Neural Network for Test Data
87 - testinput1 = x(1,:) .*tr.testMask{1};
88 - testinput2 = x(2,:) .*tr.testMask{1};
89 - TestInput = [testinput1;testinput2];
90 - TargettestNet = sim(net,TestInput);
91 - figure(3);
92 - plot(testTargets,'-or'),hold on,plot(TargettestNet,'-sb'),hold off
93 - legend(' Target Actual ','Target Network');
94 - xlabel('Number Index Test Data');
95 - ylabel('Target(Friction_Factor)');
96 - title('comporsion Target acutal with Target neural network for Test Data');
--

```

داده های نرمالایز:



داده های خام:



تعیین تعداد نورون لایه پنهان :

پس از نوع داده های آموزش باید تعداد نورون های لایه پنهان را برای هر چه کمتر شده خطای بین ضریب اصطکاک دخروجی از شبکه و ضریب اصطکاک واقعی بدست آورده شود.

برای این منظور شبکه را با تعداد متفاوت نورون بین ۵ تا ۱۷ نورون آموزش داده و چند نمونه تصادفی را به شبکه اعمال کرده و نتایج را در جدول زیر آورده خواهد شد:

تست شبکه با نورون های متفاوت					
عدد رینولدز Re	نسبی e/D زبری	ضریب اصطکاک خروجی شبکه			ضریب اصطکاک استخراج شده از دیاگرام مودی
		۷ نورون	۱۰ نورون	۱۷ نورون	
5000	0.004	0.0413	0.0414	0.0419	0.0416
100000	0.02	0.0491	0.0488	0.0490	0.0490
4000000	0.006	0.0322	0.0325	0.0321	0.0321
900000	0.03	0.0571	0.0571	0.0574	0.0572
60500000	0.0009	0.0366	0.0367	0.0366	0.0365

معیار رد یا پذیرش جواب هایی ANN این است که خطای محاسبه شده e_k که از رابطه زیر به دست می آید کمتر از یک درصد باشد:

$$\frac{f_{chart} - f_{ANN}}{f_{chart}} \times 100$$

که برای شبکه عصبی با ۷ نورون خطای همه ی نمونه های تست زیر یک درصد و قابل قبول است.

❖ محاسبه افت فشار یک لوله با استفاده از شبکه عصبی طراحی شده:

در پایان یک مثال کامل از محاسبه افت فشار در یک لوله در اثر اصطکاک با ترکیب شبکه عصبی طراحی شده و برنامه نوشته شده برای محاسبه افت فشار.

• مثال:

جریان آب با دبی حجمی $Q = 0.01 \text{ m}^3/\text{s}$ در لوله ای افقی صاف و بدون اتصالات و از جنس آهن گالوانیزه دایروی به قطر $D = 75 \text{ mm}$ و با طول $l = 100 \text{ m}$ جریان دارد، افت فشار اصلی (ناشی از اصطکاک) را بدست آورید.

$$\rho_{H_2O} = 999 \text{ kg/m}^3 \text{ چگالی آب:}$$

$$\mu = 1.0 \times 10^{-3} \text{ kg/(m.s)} \text{ لزجت:}$$

زبری نسبی برای لوله با جنس آهن گالوانیزه: $e = 0.00015 \text{ m}$

$$\bar{V} = \frac{Q}{A} = \frac{Q}{\pi D^2} = \frac{4Q}{\pi D^2} \text{ سرعت متوسط سیال داخل لوله:}$$

$$\text{Re} = \frac{\rho \bar{V} D}{\mu} \text{ عدد رینولدز:}$$

$$h_l = f \frac{L}{D} \frac{\bar{V}^2}{2} \text{ معادله محاسبه افت هد داریسی - ویسباخ:}$$

در ادامه برنامه نوشته شده را در متلب اجرا کرده و افت فشار با مفروضات مسئله بدست خواهد آمد.

```

1 % Reynolds_RelativePipeRoughness - input data.
2 % Friction_Factor - target data.
3 - clc
4 - close all
5 - clear
6 - Reynolds_RelativePipeRoughness = dataset('XLSFile','d:\inputs.xlsx');
7 - Friction_Factor = dataset('XLSFile','d:\target.xlsx');
8 - x = Reynolds_RelativePipeRoughness;
9 - t = Friction_Factor;
11 % Choose a Training Function
12 % 'trainlm' is usually fastest.
13
14 - trainFcn = 'trainlm'; % Levenberg-Marquardt
16 % Create a Fitting Network
17 - hiddenLayerSize = 7;
18 - net = fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);
21 % Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
22
23 - net.divideFcn = 'dividerand'; % Divide data randomly
24 - net.divideMode = 'sample'; % Divide up every sample
25 - net.divideParam.trainRatio = 70/100;
26 - net.divideParam.valRatio = 15/100;
27 - net.divideParam.testRatio = 15/100;
29 % Choose a Performance Function
30
31 - net.performFcn = 'mse'; % Mean squared error
33 % Choose Plot Functions
34
35 - net.plotFcns = {'plotperform','plottrainstate','ploterrhist', ...
36 'plotregression','plotfit','plotwb','plotconfusion'};
38 % Train the Network
39 - [net,tr] = train(net,x,t);
41 % Test the Network
42 - y = net(x);
43 - e = gsubtract(t,y);
44 - performance == perform(net,t,y)
46 % Recalculate Training, Validation and Test Performance
47 - trainTargets = t .* tr.trainMask{1};
48 - valTargets = t .* tr.valMask{1};
49 - testTargets = t .* tr.testMask{1};
50 - trainPerformance == perform(net,trainTargets,y)
51 - valPerformance == perform(net,valTargets,y)
52 - testPerformance == perform(net,testTargets,y)
54 % View the Network
55 - view(net)

```

تا این قسمت برنامه مربوط به شبیه سازی شبکه عصبی است که توضیح داده شد قسمت زیر مربوط به برنامه محاسبه افت فشار توسط معادله دارسی - ویسباخ و با ضریب اصطکاک بدست آمده از خروجی شبکه عصبی.

وارد کردن معلومات مسئله توسط کاربر

```
Q = input('enter the Fluid debit (m^3/s) : ');
D = input('enter the Pipe diameter (meter): ');
l = input('enter the Pipe length (meter): ');
ro = input('enter the Fluid density (kg/m^3): ');
muu = input('enter the absolute viscosity beetwen Fluid and Pipe (kg/(m.s)) : ');
e = input('enter the Pipe roughness (m): ');
```

محاسبه پارامترهای مورد نیاز معادله دارسی ویسباخ (سرعت متوسط سیال، عدد رینولدز، زبری نسبی لوله)

```
70 - V = (4*Q)/(pi*D^2); Re = (ro*V*D)/(muu)
71 - Relative_Pipe_Roughness = (e/D)
```

نرمالایز کردن لگاریتمی ورودیهای شبکه مخصوص این مسئله:

```
70 - p1 = (log(Re)-log(4000))/(log(100000000)-log(4000))
71 - p2 = (log(Relative_Pipe_Roughness)-log(0.00001))/(log(0.05)-log(0.00001))
```

محاسبه افت فشار و تعریف شرط ها:

شرط هایی را تعریف کرده ایم که طبق محدودیت های نمودار مودی، اگر این شرط

$0.00001 < \frac{e}{D} < 0.05$ برقرار نباشد برنامه درخواست تغییر $\frac{e}{D}$ را بدهد و همچنین اگر $Re < 4000$

باشد، همانطور که قبلا بیان شد ضریب اصطکاک از فرمول $f = \frac{64}{Re}$ بدست آید و نیازی به وارد کردن

اطلاعات به شبکه شبیه سازی شده نیست. بنابراین به این ترتیب ضریب اصطکاک بدست می آید و سپس وارد فرمول دارسی ویسباخ می شود.

```
113 - if Re<4000
114 -     Friction_Factor = 64/Re;
115 -     string=num2str(Friction_Factor);
116 -     final_string=strcat(' the Friction_Factor in Transition flow area is : ',string,'');
117 -     disp(final_string)
118 -     Pressure_drop = Friction_Factor*(1/D)*(V^2/2)
119 - else
120 -
121 - if Relative_Pipe_Roughness <= 0.05 & Relative_Pipe_Roughness >= 0.00001;
122 -
123 - p1 = (log(Re)-log(4000))/(log(100000000)-log(4000))
124 - p2 = (log(Relative_Pipe_Roughness)-log(0.00001))/(log(0.05)-log(0.00001))
125 - Friction_Factor = net([p1;p2])
126 - Pressure_drop = Friction_Factor*(1/D)*(V^2/2)
127 -
128 - else
129 -     string=num2str(Relative_Pipe_Roughness);
130 -     final_string=strcat(' the Relative_Pipe_Roughness Not in admissible Rang please Change (e/D) ');
131 -     disp(final_string)
132 - end
133 - end
```

خروجی شبکه :

```
performance =  
    4.3334e-07  
  
trainPerformance =  
    5.9586e-07  
  
valPerformance =  
    5.0503e-08  
  
testPerformance =  
    5.7791e-08  
  
enter the Fluid debit (m^3/s) :    0.01  
enter the Pipe diameter (meter):    0.075  
enter the Pipe length (meter):    100  
enter the Fluid density (kg/m^3):    999  
enter the absolute viscosity beetwen Fluid and Pipe (kg/(m.s)) :    1.0e-3  
enter the Pipe roughness (m):    0.00015  
Re =  
    1.6960e+05  
  
Relative_Pipe_Roughness =  
    0.0020  
  
Friction_Factor =  
    0.0233  
  
Pressure_drop =  
    79.5712
```

افت فشار بر اثر اصطکاک ۷۹,۵۷ متر.

منابع و ماخذ:

۱ - کاربرد شبکه عصبی مصنوعی برای محاسبه افت فشار لوله ها (مقاله رفرنس)

احمد رضا عظیمیان، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی اصفهان

۲- کتاب شبکه های عصبی

هاگان

۳- کتاب شبکه های عصبی با MATLAB و C#

حمید رضا مقسمی، بهروز علیزاده سواره

۴ - کتاب مکانیک سیالات

رابرت دبلیو. فاکس

توضیح:

برای بررسی صحت برنامه می توانید از سایتی که از لینک زیر قابل دسترسی است ورودی بدهید و خروجی ضریب اصطکاک را بدست آورید و با همان ورودی ها شبکه را تست کنید و با خروجی سایت مقایسه کنید.

http://www.advdelpsisys.com/michael_maley/Moody_chart

هزینه استفاده 5 صلوات برای تعجیل در فرج صاحب الزمان (عج)