



اولین همایش ملی معدن و علوم وابسته

اسفند ۱۳۸۸



ارزیابی فرآیند پیرولیز نفت خام و پیش بینی آن توسط شبکه ی عصبی پرسپترون چند لایه

احمدرضا رسولی^{۱*}؛ محمد رنجبر^۲؛ عبدالرضا دبیری^۳؛ حسین نظام آبادی پور^۴؛ حسن هاشمی پور رفسنجانی^۵

^۱ گروه مهندسی نفت و گاز و پژوهشکده انرژی و محیط زیست دانشگاه شهید باهنر کرمان: ahmadrezarasouli@yahoo.com

^۲ استاد دانشگاه شهید باهنر کرمان: m.ranjbar@mail.uk.ac.ir

^۳ گروه مهندسی نفت و گاز و پژوهشکده انرژی و محیط زیست دانشگاه شهید باهنر کرمان: dabiri211@gmail.com

^۴ دانشیار دانشگاه شهید باهنر کرمان: nezam@mail.uk.ac.ir

^۵ استاد یار دانشگاه شهید باهنر کرمان: hashemi@mail.uk.ac.ir

چکیده

هیدروکربن ها در اثر حرارت و در حضور اتمسفر خنثی متحمل واکنش های فیزیکی و شیمیایی می گردند که پیرولیز نامیده می شوند. این واکنش ها یکی از مهمترین عوامل موثر بر مقدار سوخت نهشته شده در فرآیند احتراق درجا می باشد. در این تحقیق شش نمونه نفت خام توسط آنالیز جرم سنجی حرارتی مورد آزمایش قرار گرفتند و فرآیند پیرولیز آنها بررسی شد. همچنین نتایج بدست آمده توسط شبکه های عصبی پیش بینی گردید. نتایج این تحقیق نشان داد که فرآیند پیرولیز نفت خام دارای دو فاز مشخص می باشد که فاز دمای پایین به تقطیر و فاز دمای بالای به کراکینگ و شکست گرانیوی نسبت داده شد. همچنین نتایج حاصل از شبکه ی عصبی استفاده شده، انطباق بسیار خوب بین نتایج آزمایشگاهی و نتایج پیش بینی شده توسط شبکه را تأیید کرد.

۱- مقدمه

احتراق درجا (In Situ Combustion) به معنی احتراقی است که در درون مخزن صورت می گیرد. در این پروسه هوا یا هوای غنی شده و یا حتی گاز اکسیژن خالص از طریق چاه تزریقی به قسمتی از مخزن تزریق می شود و بخشی از نفت مخزن می سوزد تا انرژی لازم برای تولید باقیمانده ی نفت حاصل شود. در حالت کلی ۵ تا ۶ درصد نفت به عنوان سوخت مصرف می شود. در این فرآیند معمولاً جرقه ی احتراق، بوسیله ی جرقه سازهای الکتریکی ایجاد می گردد [۱]. در این روش نفت خام توسط مکانیزم های زیر تولید می گردد: کاهش گرانیوی نفت خام در نتیجه ی حرارت تولید شده و حل شدن گازهای تولیدی در آن، انبساط حرارتی نفت خام، تقطیر و کراکینگ، رانش گاز محلول و گرادیان فشار افزایش یافته در نتیجه ی گازهای تزریق شده و تولید شده [۱]، [۲]، [۳]، [۴].

هیدروکربن ها در اثر حرارت و در حضور اتمسفر خنثی متحمل واکنش های فیزیکی و شیمیایی می گردند که پیرولیز (Pyrolysis) نامیده می شوند [۴]. این واکنش ها یکی از مهمترین عوامل موثر بر مقدار سوخت نهشته شده در فرآیند احتراق درجا می باشد. آنالیز جرم سنجی حرارتی (Thermogravimetric Analysis) برای مطالعه ی سنتیک واکنش هایی شیمیایی نفت خام و محاسبه ی اتلاف وزنی صورت گرفته حین این واکنش ها استفاده می شود.

Barbella و Ciajolo (۱۹۸۳) تحقیقات خود را با استفاده از آنالیز جرم سنجی حرارتی روی پیرولیز و اکسیداسیون چند نفت سنگین و اجزاء مختلف شان (پارافین ها، آروماتیک ها، رزین ها و آسفالتن ها) انجام دادند. آنها رفتار حرارتی نفت ها را به دو فاز دمای پایین (کمتر از ۴۰۰°C) شامل تبخیر اجزای پارافینی و آروماتیکی و فاز دمای بالا شامل پیرولیز اجزای آسفالتنی و رزینی تقسیم بندی کردند [۵].

Puseh و Ranjbar (۱۹۹۱) تأثیر ترکیب نفت را با توجه به مقدار آسفالتن، رزین و هیدروکربن های سبک، روی سنتیک های پیرولیز و احتراق سوخت با استفاده از آنالیز جرم سنجی حرارتی، مورد بررسی قرار دادند. نتایج این تحقیق نشان داد که اجزاء کلوئیدی نفت، همچنین انتقال پذیری و خصوصیات انتقال حرارتی محیط پیرولیز، تأثیر قابل توجهی روی ترکیب و تشکیل سوخت می گذارد [۶].

Ranjbar (۱۹۹۳) تأثیر ترکیب سنگ مخزن را روی رفتار پیرولیز و احتراق نفت های خام در محیط متخلخل بررسی کرد. تست های احتراق و پیرولیز برای بررسی چگونگی تأثیر رس ها بر مقدار و واکنش پذیری سوخت انجام شده بود. او نشان داد



که مینرال های رس موجود در ماتریکس، نهشت سوخت را در فرآیند پیرولیز افزایش می دهند و اکسیداسیون سوخت را تسهیل می کنند [۷]

در این مقاله فرآیند پیرولیز نفت خام به کمک انجام آنالیزهای جرم سنجی حرارتی مورد مطالعه قرار گرفت، همچنین نتایج حاصل توسط شبکه های عصبی مصنوعی پیش بینی گردید.

۲- شبکه های عصبی مصنوعی

در دهه ی ۱۹۹۰ شبکه های عصبی مصنوعی، بازگشت بسیار موفقیت آمیزی داشته اند و اینک بطور کلی به عنوان ابزاری اساسی در توسعه ی سیستم های هوشمند پذیرفته شده اند. منشأ آنها به دهه ی ۱۹۴۰ زمانی که مدلی ریاضی از یک سلول عصبی زیستی توسط مک کولاک و پیپس منتشر شد، بر می گردد. چون شبکه ای از اجزاء به هم مرتبط است، آن را شبکه ی عصبی می نامند. این اجزاء از مطالعات سیستم های عصبی زیستی الهام گرفته است، به عبارت دیگر شبکه های عصبی مصنوعی سعی بر آن دارند تا با استفاده از اجزایی که شبیه سلول های عصبی زیستی رفتار می کنند، ماشین هایی ایجاد کند که مانند مغز عمل نمایند [۸]. از مهمترین خصوصیات شبکه های عصبی می توان به قابلیت فراگیری و تعمیم، پردازش موازی، ساماندهی توسط خود و تحمل اشتباه بدون ایجاد وقفه اشاره کرد [۸]، [۹]، [۱۰]، [۱۱] با توجه به مطالب گفته شده، شبکه های عصبی قابلیت قابل توجهی در استنتاج معانی از داده های پیچیده و مبهم دارند و می توانند برای استخراج الگوها و شناسایی روابطی که آگاهی از آنها برای انسان و دیگر تکنیک های کامپیوتری بسیار پیچیده و دشوار است، بکار گرفته شوند. شکل (۱) نمایی از یک نرون پرسپترون را نشان می دهد. این نرون بردار ورودی p را در بردار وزن های w ضرب کرده و بردار حاصل را با مقدار بایاس جمع می نماید. حاصل عملیات انجام شده به عنوان ورودی به تابع محرک مورد استفاده اعمال می شود. سپس خروجی شبکه با توجه به تابع محرک محاسبه می شود [۱۲].

توابع محرک متعددی در ساختار شبکه های عصبی استفاده می شود که می توان از توابع محرک تانزانانت هایپربولیک، لوجستیک سیگموئید و خطی (به دلیل نرم بودن، متقارن بودن و مشتق پذیر بودن)، به عنوان مهمترین توابع محرک رایج در شبکه های عصبی چند لایه، نام برد.

توابع مذکور به ترتیب توسط معادلات ۱-۳ بیان می گردند:

$$a = f(n) = \frac{1 - e^{-2n}}{1 + e^{-2n}} \quad (1)$$

$$a = f(n) = \frac{1}{1 + \exp(-kn)} \quad (2)$$

$$a = f(n) = n \quad (3)$$

که در آن n ها توسط رابطه ی زیر بیان می شود:

$$n = W * p + b \quad (4)$$

در روابط فوق a خروجی تابع محرک، p بردار ورودی، w بردار وزن ها، b بایاس و k یک مقدار ثابت است. بطور کلی سه نوع نرون در ساختار شبکه های عصبی مصنوعی رایج می باشد: (۱) نرون های ورودی که داده های ورودی شبکه را دریافت می کنند. (۲) نرون های خروجی که پاسخ شبکه را ارائه می دهند و (۳) نرون های مخفی که حامل سیگنال های درون شبکه می باشند. متناظر با انواع نرون ها، سه نوع لایه نیز وجود دارد. تعداد لایه های مخفی می تواند یک لایه یا بیشتر باشد. شکل (۲) ساختار یک شبکه ی عصبی سه لایه را نشان می دهد که دربردارنده ی یک لایه ی ورودی، یک لایه خروجی و یک لایه ی مخفی می باشد.



شبکه های عصبی مصنوعی بر اساس معماری ترون ها به دو دسته ی کلی شبکه های پیشرو و شبکه های برگشتی تقسیم بندی می شوند [۱۱]. در این تحقیق از یک شبکه ی پرسپترون چند لایه پیشرو با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا جهت پیش بینی موضوع مورد نظر استفاده شده است.

۳- فرایند یادگیری

بطور معمول، پس از آنکه یک شبکه ی عصبی طراحی و پیاده سازی گردید، باید پارامترهای وزن و بایاس به ازای مجموعه هایی از بردار های ورودی، به گونه ای تنظیم شوند که سیگنال های خروجی شبکه، خروجی مطلوب را تشکیل دهند. چنین پروسه ای را فرایند یادگیری شبکه ی عصبی می نامند.

قواعد یادگیری به دو بخش عمده تقسیم می شوند، که عبارتند از: ۱- یادگیری نظارت شده ۲- یادگیری نظارت نشده [۱۱]. در یادگیری نظارت شده، قاعده ی یادگیری با استفاده از مجموعه ای از مثال ها (مجموعه آموزشی) شامل زوج های ورودی و هدف، شبکه را آموزش می دهد. پس از اعمال ورودی به شبکه، خروجی آن محاسبه شده و با هدف مقایسه می گردد. سپس قواعد یادگیری برای تنظیم وزن ها و بایاس ها به کار برده می شود تا خروجی شبکه را به هدف نزدیک نماید. قاعده ی یادگیری پرسپترون در این دسته از قواعد یادگیری می گنجد.

در یادگیری نظارت نشده، وزن ها و بایاس ها تنها در مقابل ورودی شبکه اصلاح می شوند و در واقع هیچ هدفی وجود ندارد. این الگوریتم ها اکثراً برای طبقه بندی استفاده شده و الگوهای ورودی را به تعداد محدودی از کلاس ها دسته بندی می کنند.

۴- روش کار

۴-۱- آنالیز جرم سنجی حرارتی

آنالیز های جرم سنجی حرارتی توسط دستگاه STA - 409 PG محصول شرکت Netzsch انجام شدند. این آنالیزها در محدوده ی دمایی ۳۰ الی ۸۰۰ درجه ی سانتی گراد روی ۶ نمونه نفت خام سنگین ایران صورت گرفتند. در همه ی آنالیز ها حدود ۳۰ میلی گرم نفت خام و گاز نیتروژن با نرخ جریان ثابت ۵۰ میلی لیتر بر دقیقه استفاده شد. ذکر این نکته هم ضروری است که علاوه بر انجام آنالیز های فوق، آنالیز هایی با ظروف خالی برای تصحیح داده های بدست آمده انجام شد. این تصحیح برای حذف اثر ظرفیت گرمایی بوته و بویانسی گاز انجام گردید.

۴-۲- آزمایشات جداسازی

برای جداسازی اجزاء آسفالتنی نفت خام از هپتان نرمال استفاده شد. برای این منظور نفت خام با نسبت یک به چهل با هپتان نرمال مخلوط گردید. مخلوط بدست آمده پس از همزدن، به مدت دو شب در مکان تاریکی قرار داده شد. محتوی آسفالتنی نفت خام از توزین رسوب بدست آمده پس از عبور مخلوط از فیلتر ۴۲ شرکت واتمن تعیین گردید. برای تعیین محتوی رزین نفت خام، اسید اتیل استات بکار برده شد (از این اسید برای جداسازی رزین و آسفالتن نفت خام استفاده می شود). در این روش نفت خام با نسبت یک به بیست با اسید اتیل استات مخلوط گردید. مخلوط بدست آمده پس از همزدن، به مدت یک شب در مکان تاریکی قرار داده شد. رسوب بدست آمده پس از عبور مخلوط از فیلتر ۴۲ شرکت واتمن به عنوان اجزاء رزینی و آسفالتنی نفت خام در نظر گرفته شد. با کم کردن محتوی آسفالتن بدست آمده از مرحله قبل از محتوی رزین و آسفالتن بدست آمده در این مرحله، محتوی رزین نفت خام تعیین گردید.



نتایج بدست آمده از آزمایشات جداسازی و برخی مشخصات دیگر نفت های خام مورد استفاده در این تحقیق، در جدول (۱) آمده است.

۵ نتایج و بحث

۵-۱- تأثیر نوع نفت روی فرآیند پیرولیز نفت خام

شکل (۳) منحنی جرم سنجی حرارتی سه نمونه نفت خام مختلف را نسبت به دما نشان می دهد. با توجه به اینکه نفت های خام دارای ترکیب و مشخصات مختلفی هستند، لذا نمودارهای جرم سنجی حرارتی آنها نیز با یکدیگر متفاوت است که این موضوع به خوبی در شکل (۳) مشاهده می شود.

۵-۲- فازهای واکنشی مختلف در فرآیند پیرولیز نفت خام

شکل (۴) نمودار منحنی های جرم سنجی حرارتی و مشتق آن را برای نفت شماره ۱ نشان می دهد. همانطور که در این شکل مشاهده می شود، نمودار مشتق جرم سنجی حرارتی دارای دو پیک مشخص است که نشان دهنده ی دو مکانیزم مهم اتلاف وزن می باشد. مکانیزم اول که بین دمای محیط و دمای 375°C اتفاق افتاده است در نتیجه ی تقطیر و مکانیزم دوم که در محدوده ی دمایی 375°C الی 500°C قرار گرفته است در نتیجه ی کراکینگ گرمایی و شکست گرانراری می باشد.

۵-۳- پیش بینی فرآیند پیرولیز نفت خام با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی

۵-۱-۳- مدل شبکه عصبی

در این مقاله به کمک نرم افزار مطلب، از یک شبکه ی پیشرو پرسپترون چند لایه برای پیش بینی فرآیند پیرولیز نفت خام استفاده شد. یادگیری در این شبکه از نوع نظارت شده و الگوریتم یادگیری آن پس انتشار خطا است (پس انتشار خطای استاندارد یک الگوریتم با شیب نزولی می باشد که در آن وزن های شبکه در جهت خلاف تابع کارایی حرکت می کنند). چگالی API، گرانروی، درصد آسفالتن، رزین و سایر اجزاء نفت خام و دما به عنوان پارامترهای ورودی شبکه انتخاب شدند، در حالیکه درصد اجزاء باقیمانده ی نفت خام در دماهای مختلف به عنوان خروجی شبکه در نظر گرفته شد. داده های مورد نیاز شبکه با انجام آنالیزهای جرم سنجی حرارتی و آزمایشات تعیین خواص فیزیکی و ترکیب شیمیایی روی شش نمونه نفت خام مختلف بدست آمد. از کل داده های موجود، ۳۰ درصد به عنوان داده های تست و مابقی آنها برای آموزش شبکه در نظر گرفته شدند. در طی فرآیند یادگیری، مرتباً میزان فراگیری شبکه توسط توابع هدف سنجیده شده و در نهایت شبکه ای مورد پذیرش قرار گرفت که دارای کمترین خطا و بهترین ضرایب آنالیز رگرسیون بود. خطای شبکه توسط معادله ی زیر محاسبه و بیان گردید.

$$ARE = \frac{1}{n} \sum_{n=1}^n \left| \frac{t(n) - a(n)}{t(n)} \right| \quad (5)$$

با توجه به اینکه در هر اجرا هم وزن های شبکه و هم داده های آموزش و تست به صورت تصادفی انتخاب می شوند، ذکر این نکته ضروری است که جواب های حاصله در هر اجرا با اجرای دیگر متفاوت است. به همین دلیل هر یک از شبکه های مورد استفاده ۱۰ مرتبه اجرا گردید و میانگین نتایج آنها به عنوان نتیجه ی شبکه در نظر گرفته شد. همچنین جهت جلوگیری از وقوع بیش برآزش در مرحله ی آموزش شبکه، اعمال داده های آموزشی به شبکه پس از ۶۰۰ مرحله متوقف می گردید.



۵-۳-۲- تعیین بهینه تعداد لایه های مخفی و توابع محرکشان

برای پیش بینی دقیق تر و دستیابی به خطای معقول، شبکه های مختلفی با یک، دو و سه لایه ی مخفی و توابع محرک tansig و logsig ساخته شد، پس از اجرا های متعدد مشخص گردید که شبکه ای چهار لایه با دو لایه ی مخفی و تابع محرک tansig برای لایه های مخفی، بهترین نتیجه (بهینه ترین حالت از نظر مقادیر زمان و خطا) را در پی دارد.

۵-۳-۳- شبکه منتخب

پس از تعیین ساختار شبکه، تعداد نرون های بهینه ی لایه ی اول و دوم مخفی نیز تعیین گردید. در نهایت مشخص گردید که شبکه ای با مشخصات زیر می تواند بهترین نتایج را در پیش بینی مسئله ی مورد نظر به همراه داشته باشد:

- شبکه ی چهار لایه با دو لایه ی مخفی
- تابع tansig به عنوان تابع محرک لایه های مخفی
- تابع purelin به عنوان تابع محرک لایه ی خروجی خطی
- تعداد ۱۴ و ۳ نرون، به ترتیب برای لایه های اول و دوم مخفی

جدول (۲) حاوی اطلاعاتی در مورد خطای شبکه مربوط به داده های آموزشی و تست، پس از ۱۰ اجرا می باشد.

کارایی شبکه ی آموزش دیده تا حدی با استفاده از خطای مجموعه های آموزشی و تست قابل اندازه گیری می باشد، اما اغلب بهتر است تا جزئیات عکس العمل شبکه با دقت بیشتری بررسی گردد. آنالیز رگرسیون برای انجام این تحلیل ها طراحی شده است، برای انجام این آنالیز خروجی شبکه و بردار هدف به تابع postreg وارد شده و پارامترهای خروجی آن محاسبه می شود. این تابع سه پارامتر را به عنوان خروجی بر می گرداند که دو تای اول یعنی m و b عبارتند از شیب و عرض از مبدأ حاصله از بهترین رگرسیون خطا مرتبط با خروجی های شبکه.

اگر تناسب کاملی بین داده های خروجی و هدف وجود داشته باشد (یعنی خروجی کاملاً با هدف برابر باشد)، شیب برابر یک و عرض از مبدأ برابر صفر خواهد بود. سومین مقدار بازگشتی تابع postreg، ضریب همبستگی بین خروجی ها و هدف ها می باشد. اگر این عدد برابر یک باشد، در آن صورت مشخص می شود که ارتباط کاملی بین خروجی و هدف وجود دارد [۱۲]. شکل (۵) آنالیز رگرسیون حاصل از مدلسازی فرآیند پیرولیز نفت خام را برای داده های تست، نشان می دهد. همانطور که در شکل (۵) نیز دیده می شود، مقادیر زیر به عنوان خروجی های تابع postreg بدست آمده است.

✓ شیب: ۱

✓ عرض از مبدأ: ۰/۰۱۷

✓ ضریب همبستگی: ۰/۹۹۹۶۷

با توجه به مقادیر حاصله از آنالیز رگرسیون و مقادیر خطای مشاهده شده، می توان نتیجه گرفت که انطباق بسیار خوبی بین نتایج حاصل از شبکه عصبی استفاده شده و نتایج بدست آمده از آنالیزهای جرم سنجی حرارتی وجود دارد.

۶- نتیجه گیری

نتایج این تحقیق نشان می دهد که می توان از شبکه های عصبی مصنوعی به عنوان ابزاری قوی در پیش بینی فرآیند پیرولیز نفت خام استفاده کرد. همچنین مشخص گردید که آنالیز جرم سنجی حرارتی می تواند در درک بهتر فرآیند احتراق درجا کمک شایانی نماید.



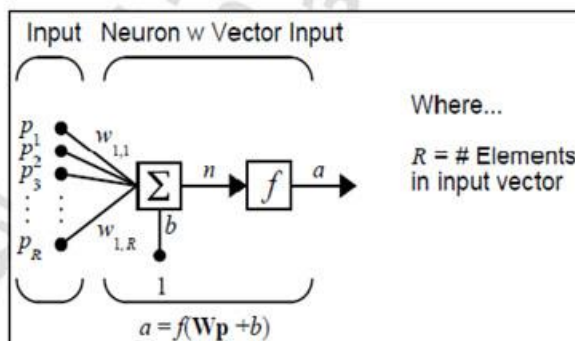
- [1] Green, D.W. and Willhite, G.P.: "Enhanced Oil Recovery," Textbook Series, SPE, Richardson, Texas (1998).
 [2] Ramey, H.J.: "Thermal Method of Oil Recovery," Gulf Publishing Company, Texas (1985).
 [3] Vanpollen, H.K. and et. Al.: "Fundamental of Enhanced Oil Recovery," PennWell Publishing Company, Oklahoma (1980).
 [4] Forouq Ali, S.M. and et. Al.: "Practical Heavy Oil Recovery," Alberta (1997).
 [5] Ciajolo, A. and Barbella, R.: "Pyrolysis and Oxidation of Heavy Fuel Oils and Their Fractions in a Thermogravimetric Apparatus," J.Fuel, Vol 63, 657-661 (1984).
 [6] Ranjbar, M. and Pusch, G.: "Pyrolysis and Combustion Kinetics of Crude Oils Asphaltenes and Resins in Relation to Thermal Recovery process," Journal Of Analytical and Applied Pyrolysis, 20 (1991) 185-196.
 [7] Ranjbar, M.: "Influence of Reservoir Rock Composition on Crude Oil Pyrolysis and Combustion," Journal Of Analytical and Applied Pyrolysis, 27 (1993) 82-95.
 [8] Picton, Ph.: "Neural Network," Second Edition, Publishing by PALGRAVE, New York (2000).
 [9] Beale, R. and Jackson, T.: "Neural Computing: An Introduction," IOP Publishing, Bristol, UK (1998).
 [10] Shulkoff, R.J.: "Artificial Neural Network," Mc Graw-Hik, New York (1997).
 [11] Hakin, S.: "Neural Networks," Second Edition, Simon and Schuster company, New Jersey (1999).
 [12] Demuth, H. and Beale, M.: "Neural Network Toolbox for Use with Matlab," Fifth Edition, Mathworks (1998).

جدول (۱): مشخصات نفت های خام مورد استفاده

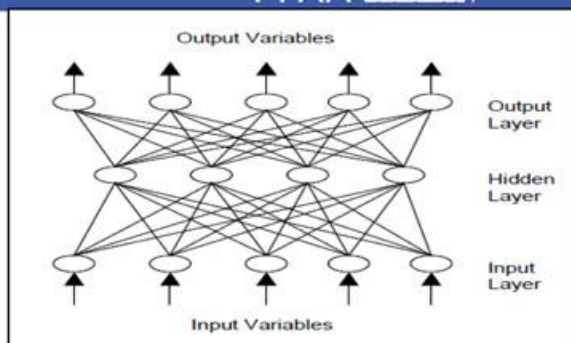
نام نفت	۱	۲	۳	۴	۵	۶
چگالی API	۲۰/۸۳	۲۱/۸۷	۱۸/۶۷	۲۰/۲۶	۱۳	۳۰/۴۹
گرانروی در ۶۰°F (سلنتی پوینز)	۱۵۷/۳۰	۱۱۷/۹۰	۳۰۶/۵۱	۱۸۵/۸۷	۳۳۴/۵۷	۱۸/۸۵
درصد وزنی رزین	۸/۰۹	۶/۰۱	۱۳/۸۳	۱۴/۰۴	۱۶/۴۲	۲/۰۱
درصد وزنی اسفالین	۴/۸۳	۵/۴۲	۱۰/۸۱	۹/۶۶	۱۸/۹۵	۳/۲۵
درصد وزنی سایر اجزاء	۸۷/۱۸	۸۸/۵۷	۷۵/۵۶	۷۶/۳۰	۶۲/۶۳	۹۲/۸۴

جدول (۲): خطاهای شبکه برای داده های آموزش و تست

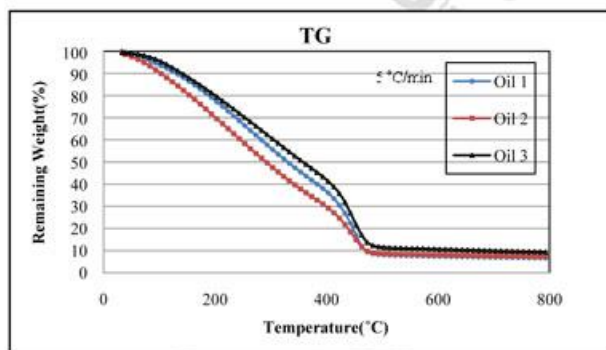
مجموعه داده ها	مینیمم خطای شبکه (%)	ماکزیمم خطای شبکه (%)	میانگین خطای شبکه (%)
داده های آموزش	۱/۰۹	۸/۸۳	۳/۳۶
داده های تست	۲/۳۸	۱۸/۹۵	۵/۵۶



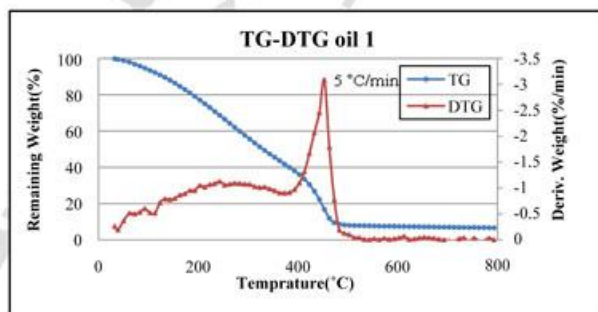
شکل (۱): نمایی از یک نرون پرسپترون



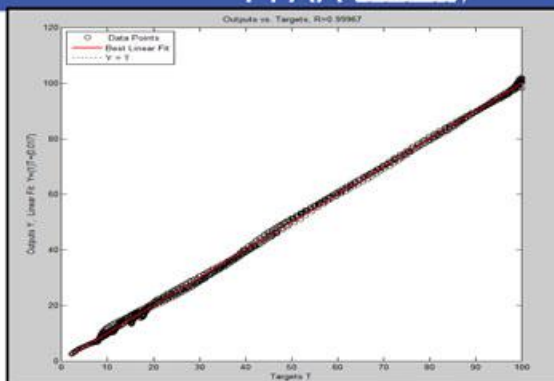
شکل (۲): یک شبکه ی عصبی پرسپترون سه لایه



شکل (۳) منحنی های جرم سنجی حرارتی سه نمونه نفت خام



شکل (۴) منحنی های جرم سنجی حرارتی و مشتق آن مربوط به نفت شماره ۱



شکل (۵): آنالیز رگرسیون حاصل از مدل‌سازی فرایند پیرولیز نفت خام برای داده های تست

دانشگاه آزاد اسلامی
واحد طبس
اسفند ۱۳۸۸
ملی معدن و علوم وابسته



اولین همایش ملی معدن و علوم وابسته

اسفند ۱۳۸۸



دانشگاه آزاد اسلامی
واحد طبس

This document was created with Win2PDF available at <http://www.daneprairie.com>.
The unregistered version of Win2PDF is for evaluation or non-commercial use only.

اولین همایش ملی معدن و علوم وابسته
دانشگاه آزاد اسلامی
اسفند ۱۳۸۸
واحد طبس

استان یزد، شهرستان طبس، میدان دانشگاه، دانشگاه آزاد اسلامی واحد طبس، دبیرخانه همایش
تلفن: ۳۲-۴۲۳۶۱۲۹ (۰۳۵۳) دورنگار: ۴۲۳۶۱۳۳ (۰۳۵۳)
وب سایت همایش: www.hamayesh-tabas.ir