

ОПРЕДЕЛЯНЕ НА МОЩНОСТТА НА ДВИГАТЕЛИТЕ НА БАРАБАННИТЕ МЕЛНИЦИ ЧРЕЗ НЕВРОННА МРЕЖА С НЕЗАВИСИМИ ВХОДНИ ПАРАМЕТРИ

Теодора Христова¹, Иван Минин¹

¹ Минно-геоложки университет "Св. Иван Рилски", 1700 София, E-mail teodora@mgu.bg

¹ Минно-геоложки университет "Св. Иван Рилски", 1700 София, E-mail minin@dir.bg

РЕЗЮМЕ: Направен е опит а бъде обучена невронна мрежа за определяне мощността на двигателите на барабанните мелници чрез използването на програмата „OwikNet 2.23“. Като резултат е получена обучената невронна мрежа с максимална грешка от 3.16224%, която може да бъде използвана за определяне на приблизителната мощност на електрическите двигатели на барабанните мелници, но не може да се счита за точен математически модел.

DETERMINING THE POWER OF CYLINDRICAL MILL'S ENGINE VIA NEURAL NETWORK WITH INDEPENDENT INPUT PARAMETERS

Teodora Hristova¹, Ivan Minin¹

¹ University of Mining and Geology "St. Ivan Rilski", 1700 Sofia, e-mail teodora@mgu.bg

¹ University of Mining and Geology "St. Ivan Rilski", 1700 Sofia, e-mail minin@dir.bg

ABSTRACT: An attempt is made to train a neural network to determine the power of cylindrical mills' engines using program OwikNet 2.23. As a result, we have received trained neural network with maximum error 3.16224%.. It can be used in the determination of the approximate power of cylindrical mills' electric engine, but it cannot be considered an accurate mathematical model.

Въведение в проблема

През последните години определянето на параметрите на електрическите двигатели е немислимо без изчислителни машини и програми. При определяне на мощността на двигателите на барабанните мелници се използват алгоритми, в които като входни параметри влизат размерите, ъгловата скорост и натоварването на мелниците със смилащи тела. При повечето от тях, обаче, се оказва, че изчислената мощност обикновено е по-ниска от необходимата, което води до инсталиране на много по-мощен двигател от изчисления.

За улесняване на проектантската дейност, алгоритмите за изчисление на мощността на двигателите, задвижващи барабанните мелници, се автоматизират чрез използване на компютърни алгоритми за изчисление. Най-простата среда за това е „EXCEL“ или „MatLab“. Въпреки въвеждането на коригиращи коефициенти изчислената мощност на двигателя отново се различава от инсталираната от завода производител. Това най-вероятно се дължи на факта, че много от входните параметри, участващи в методиките за пресмятане на мощността на електродвигателя на мелницата, не могат да бъдат зададени коректно и се различават от действителните. Например при определяне на топковия товар на

барабанните мелници се приема, че всички топки в барабана на мелниците са с еднакъв диаметър. От практиката обаче е известно, че при работа топките се износват и намаляват своя диаметър, което води до повишаване на плътността на смилащата среда, на нейното тегло и до повишаване на изразходваната мощност за издигане на и за предаване на кинетична енергия на топките.

За решаване на този проблем се взе решение да бъде обучена невронна мрежа, чрез която да се определя точно мощността на електродвигателите на барабанните мелници.

Същност на невронните мрежи

Невронната мрежа е математическа програма, съставена от взаимосвързани прости изчислителни елементи (неврони). Двете най-съществени характеристики на невронните мрежи са: способност да се „учат“ и способност да „генерализират“. При „учене“ всеки неврон приема сигнали от другите (под формата на числа), обработва ги през съответен математически алгоритъм и определя своята активация, която се предава по изходящите връзки към другите неврони. Всяка връзка има тегло, което умножавайки се със сигнала, определя

неговата значимост (сила). Теглата на връзките са аналогични на силата на синаптичните импулси, предавани между биологичните неврони. Отрицателна стойност на теглото съответства на подтискащ импулс, а положителна - на възбуждащ. Невронната мрежа има входен, изходен слой и няколко междинни слоя. За постигане на по-висока точност междинните слоеве в невронната мрежа може да са няколко. След обучаване на невронната мрежа по съответен математически алгоритъм се въвежда нов масив от неизползвани за обучението данни и обучената система генерализира нови изходи (Иванова,2004).

Невронните мрежи могат да бъдат класифицирани според различни принципи. Според обучаващия алгоритъм те могат да бъдат с право или обратно разпространение, с фиксирано нарастване или с обратно разпространение на грешката. Най-широко използваният и най-успешен инструмент за прогнозиране е невронната мрежа с право разпространение (Zhang,2004). Този тип невронни мрежи се използват в над 80 % (Remus,2001) от изследванията, посветени на конекционисткия подход и неговото приложение при решаване на предиктивни проблеми, какъвто в случая се оказва и задачата за определяне на мощността на електрическия двигател. С развитие на технологиите са разработени невронни мрежи, за прогнозиране на натоварване на трафика, за определяне на продажбата или на други статистически задачи.

За обучението на невронна мрежа за определяне на мощността на електрически двигател, задвижващ топкива мелница, се избра универсална невронна мрежа QwikNet 2.23, в чийто масив могат да се използват няколко вида обучаващи алгоритъма. Създаден е масив от данни от размерите и натоварването на работещи мелници, а на изхода на невронната мрежа са зададени параметрите на работещи в реални условия двигатели.

На създадената невронна мрежа бяха изчислени теглата, като принципът на въвеждане на данните за изчисление е следният: в невронната мрежа се въвеждат входните и определените по експертна оценка или взети от практиката стойности на изходни параметри. След това мрежата се обучава до определен процент грешка. Получените тегла показват степента на влияние между всички входове и изходи.

Резултати от обучаването на невронната мрежа.

Обучавана е невронна мрежа съставена от три слоя – вход, един вътрешен и изходен слой. Входове са 5 независими един от друг - дебелина на облицовката,mm; вътрешен диаметър на барабана,mm; дължина на барабана,mm; обороти на мелницата, min⁻¹; маса на топковия товар,t. В скрития слой има 5 възела и 1 изхода – мощност на двигателя. Между входовете не съществува връзка. Изследвани са няколко трениращи алгоритъма Rprop, Quickrprop, Delta-bar-delta и Backrprop. Най-ниска грешка при обучението на невронната мрежа се получи с алгоритъма Rprop. Алгоритъмът на обучение е с устойчиво размножаване, при който теглата нарастват по градиент. Теглото е w_{ij} , стъпката на нарастване е Δ_{ij} , а времето е t . Стъпката се определя съгласно системата от неравенства:

$$\Delta_{ij} = \begin{cases} \eta^+ \cdot \Delta_{ij}(t-1), & \text{if } \frac{\partial E}{w_{ij}}(t-1) \cdot \frac{\partial E}{w_{ij}}(t) > 0 \\ \eta^- \cdot \Delta_{ij}(t-1), & \text{if } \frac{\partial E}{w_{ij}}(t-1) \cdot \frac{\partial E}{w_{ij}}(t) < 0 \\ \Delta_{ij}(t-1) & \text{-----}^* \end{cases} \quad (1)$$

• - в противен случай

Където: $0 < \eta^- < 1 < \eta^+$

Теглата нарастват (определят се) от следната система :

$$\Delta_{ij} = \begin{cases} -\Delta_{ij}(t), & \text{if } \frac{\partial E}{w_{ij}}(t) > 0 \\ +\Delta_{ij}(t), & \text{if } \frac{\partial E}{w_{ij}}(t) < 0 \\ 0 & \text{-----}^* \end{cases} \quad (2)$$

Корелационната грешка е 0.383008, а максималната е 3.16224, което за инженерна задача е приемлива стойност. Поради тази причина не се наложи да се обучава невронна мрежа с повече междинни слоя.

Съответно получените тегла са показани на таблица 1:

Таблица 1

Тегла на невроните					
1	2	3	4	5	6
-0.480118	0.100213	0.100213	0.100213	0.100213	0.100213
0.121193	0.098507	0.341331	0.0922051	0.0743143	1.02514
0.270474	0.737494	0.613289	0.509399	0.118592	1.10788
-0.234055	0.124486	0.347653	0.340533	0.155228	1.39132
-0.264885	0.539436	0.331884	0.372117	0.734984	1.21029
-1.80386	-1.02805	-1.59019	-1.28683	-1.58724	-1.57216

На таблица 2 са визуализирани параметрите на обучената невронна мрежа.

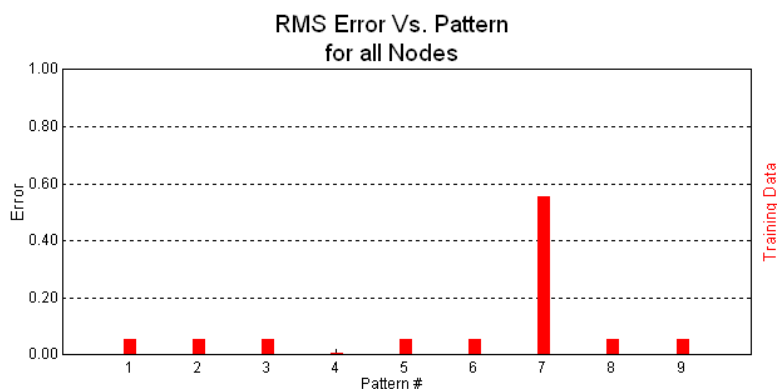
Таблица 2 . Wed Mar 14 10:50:11 2012

Параметър	Стойност	Параметър	Стойност
Epochs –епохи	1 - 13597	Стъпка на теглото	0.001
Обучаващ алгоритъм	Rprop	Момент	0
Ръст на повишаване	1.2	Входен шум	0
Ръст на понижаване	0.5		
Минимално нарастване на стъпка на теглото	1e-006	Final_RMS_error	0.383008
Максимално нарастване на стъпка на теглото	50	Корелационна грешка	
		Максимална грешка	3.16224

В таблицата Epochs са брой обучителни итерации.

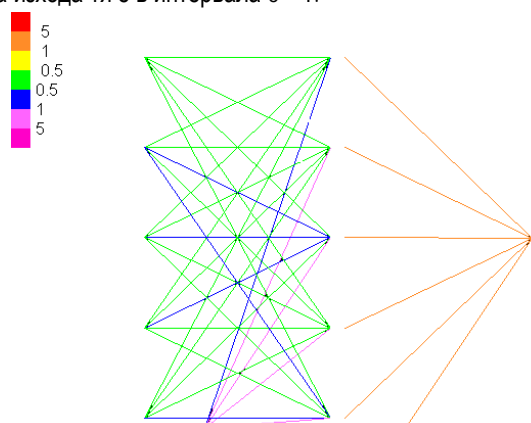
В трениращия алгоритъм се получи с висока грешка само показателя за определяне на максималната грешка

спрямо стъпката на изчисление, но тя предварително беше зададена висока.



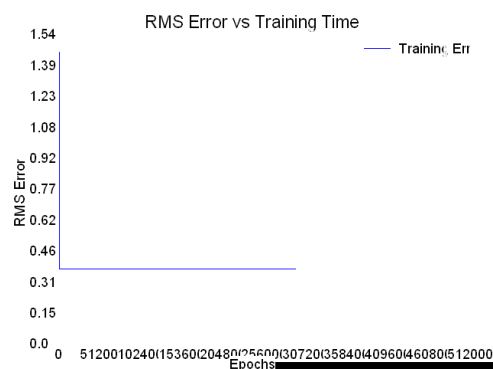
Фиг. 1 Изходни резултати от обучението на невронната мрежа

На фиг. 2 е визуализирана получената невронна мрежа. Цветът на връзките определя грешката и показва, че на изхода тя е в интервала 0—1.



Фиг. 2 Тегла на връзките на обучената невронна мрежа

На следващата фигура 3 е визуализирана промяната на средната грешка спрямо броя на обучаващите изчисления, наречени епохи. Тъй като не е получена промяна в стойността на грешката, се счита, че невронната мрежа е обучена.



Фиг. 3 Изходни резултати за грешката от трениращия алгоритъм

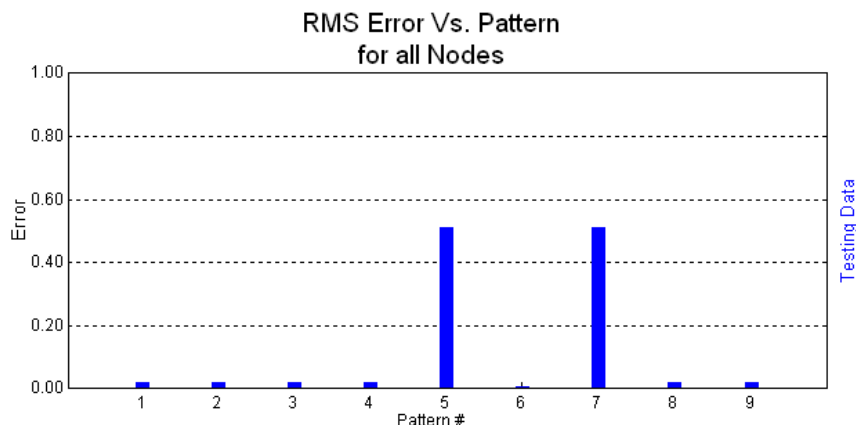
При задаване на повече изчислителни итерации е възможно грешката да нарастне. За това за постигане на по-точно обучение са дадени среден брой изчислителни итерации (епохи), защото е известно, че в някои алгоритми за обучение с увеличаване на броя им, расте и грешката (Kissiova,2002).

Обучената невронна мрежа се тества с данни, неизползвани при обучението. Резултатите от прилагането на тестващата програма са получаване на същите грешки при определяне на мощностите на новите двигатели Final_RMS_error 0.383008.

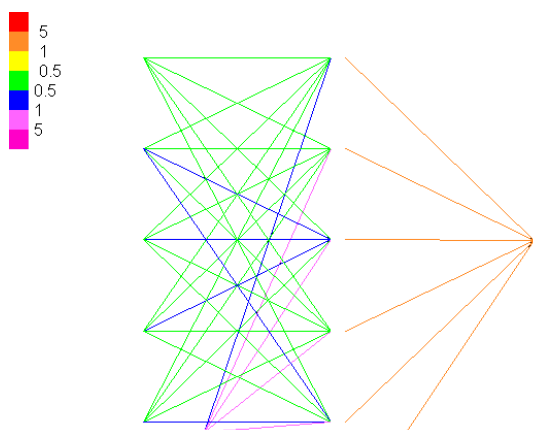
Естествено беше „генерализирана“ и същата средна прогнозна грешка.

Направи се опит да бъдат премахнати данните от единия входен неврон. На същият възел при тестване

беше отчетена висока грешка, или това е появата на грешка на позиция 5 в бар схемата. Данните са отразени и в оцветяването на връзките на невронната мрежа т.е. достоверността на получените данни намалява (Фиг. 4,5).



Фиг. 4 Изходни резултати от тествания алгоритъм



Фиг. 5 Тегла на връзките от тестваната невронна мрежа

При експериментите с невронната мрежа се установиха следните зависимости:

- с по-голяма грешка е възможно да се определи мощността на двигателя, дори при липса на данни на определен вход;
- грешката нараства при по-голям масив от данни;
- грешката нараства при по-слаба зависимост между отделните входове и изходи.

Във връзка с последния извод се реши да бъде обучена невронна мрежа, в която има повече на брой входни параметри, но с връзка между някои от тях, която ще е тема на следваща публикация

Изводи

Обучената невронна мрежа може да се използва за прогнозиране на приблизителната мощност на електрически двигател, но не може да се използва като сигурен математически модел. Необходимо е данните да се сравнят и с друг модел.

Определянето на мощността на електрически двигател, задвижващ голямо промишлено съоръжение е отговорна инженерна задача и се препоръчва паралелно с невронната мрежа да се използват стандартни алгоритми. Все пак невронната мрежа е сигурен индикатор за търсената приблизителна мощност.

Литература

- Ivanova Marusya
http://www.bam.bg/ravda2004/Ivanova_Marusya.htm
 Kissiova Teodora, G. Radulov, E. Gegov, V. Christov " Logical-probabilistic model for assessing the relationship between environmental pollution according to productivity and climatic condi@ "GORUBSO ROF", Interenational Symposium "Ecology", 2002
 Remus, W., O'Connor, M ., "Neural network time-series forecasting" in in Armstrong, J . (Ed.) "Principles of forecasting: a handbook for researchers and practitioners", *Kluwer Academic Publishers* , 2001 , pp.246.
 Zhang, P ., "Neural networks in business forecasting", *Idea Group Inc. , 2004*, pp.3.