

ОПРЕДЕЛЯНЕ НА МОЩНОСТТА НА ДВИГАТЕЛИТЕ НА ЧЕЛЮСТНИ ТРОШАЧКИ С ПОМОЩТА НА НЕВРОННА МРЕЖА

Веселин Христов¹, Иван Минин², Теодора Христова³

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

² Минно-геоложки университет "Св. Иван Рилски", 1700 София, E-mail: minin@dir.bg

³ Минно-геоложки университет "Св. Иван Рилски", 1700 София, E-mail: teodora@mgu.bg

РЕЗЮМЕ: Обучена е невронна мрежа за определяне на мощността на двигателите, задвижващи челюстни трошачки. Дадени са предложения за възможностите на невронните мрежи за регулиране на производителността на трошачките в реално време.

DETERMINATION OF THE ENGINE POWER OF JAW CRUSHERS USING A NEURAL NETWORK

Veselin Christov¹, Ivan Minin², Teodora Hristova³

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

² University of Mining and Geology "St. Ivan Rilski", 1700 Sofia, e-mail: minin@dir.bg

³ University of Mining and Geology "St. Ivan Rilski", 1700 Sofia, e-mail: teodora@mgu.bg

ABSTRACT: A neural network is trained to determine the engine power of jaw crushers. Here are given some suggestions for the neural networks possibilities of productivity adjustment in real time.

Въведение в проблема.

Челюстните трошачки се използват за едро и средно трошене в процеса на обогатяване на минералните суровини. Тяхна задача е да разтрошават големите рудни късове и да ги подават за допълнително ситно трошене най-често на конусни трошачки. За осигуряване на ефективност на процеса е нужно рудните късове да достигнат определена големина. За постигане на това условие е важно точното определяне и регулиране на изходния отвор на трошачката, точно изчисление на мощността на електрическия задвижващ двигател и възможност за регулиране на праматетрите му според промяна на условията на работа.

Мощността изразходвана от двигателите на челюстните трошачки за трошене на рудни късове е право пропорционална на производителността им. Средната изразходвана мощност е от 60 до 80% спрямо инсталираната.

Челюстните трошачки за едро и средно трошене се задвижват с асинхронни електрически двигатели, мощността на които се определя от заводите производители за всеки типоразмер, като тя надвишава значително получената посредством традиционните алгоритми за изчисляване.

При експлоатация на челюстните трошачки понякога се налага регулиране на оборотите на двигателите, а оттам се променя и необходимата мощност. Тези регулировки, реализирани чрез инверторно управление, са в малък диапазон, но спазвайки изискванията за ефективно

потребяване на енергията спрямо тенденциите за устойчиво развитие, тези настройки трябва да се изпълняват стриктно.

За постигане на оптимален режим на работа е необходимо следене онлайн на техническото състояние на трошачката и параметрите на рудата и според тях да се регулират оборотите на двигателите. За решаване на изброените проблеми се взе решение да бъде обучена невронна мрежа, чрез която да се определя по-точно мощността на електродвигателите на челюстните трошачки. Чрез използването на обучени невронни мрежи е възможно при подаването на променени входни параметри, мрежите да се самообучават и да генерират нови изходни данни, което свойство може да е използвано за регулиране на производителността на мелницата или оборотите на задвижващия двигател.

Решение на проблема чрез използване на невронни мрежи

Невронната мрежа е математическа програма, съставена от взаимно свързани прости изчислителни елементи (неврони). Двете най-съществени характеристики на невронните мрежи са: способност да се "учат" и способност да „генерализират“. 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, М, 2004].

Невронна мрежа Qwik Net 2.23.

Невронните мрежи се използват при решаване на предиктивни проблеми, какъвто в случая се оказва и задачата за определяне на мощността на електрическият двигател [Христова, Минин, 2012]. Невронните мрежи могат да се използват и за онлайн настройка на управляваните обекти, какъвто в случая се явява регулирането на оборотите на електрическите двигатели. За обучението на невронна мрежа за определяне на мощността на електрически двигатели, задвижващи челюстни трошачки, е избрана универсална невронна мрежа Qwik Net 2.23, в чийто масив могат да се използват няколко вида обучаващи алгоритъма.

Обучавана е невронна мрежа съставена от три слоя – входен слой с три възела, един вътрешен с пет възела и един изходен възел. Входове представляват геометричните параметри на трошачките: – дължина a на приемния отвор, m ; широчина на приемния отвор, m ; широчина на изпускателния отвор, m , а изходът: – мощност на двигателя, kW . Изследвани са няколко трениращи алгоритъма **R propagation**, **Quick propagation**, **Delta-bar-delta** и **Back propagation**. Проблем при обучението на невронната мрежа се оказва малкият брой обучителни данни и малкият брой входове. Поради тази причина най-ниска грешка дадоха алгоритмите за обучение **Delta-bar-delta** и **Back propagation**, докато при най-често използваните алгоритми с право разпространение на грешката беше обучена мрежа, но тя генерализира изходи с висока грешка. При тестване на работата на получената невронна мрежа се получи висока грешка и беше необходимо да се търси друг тип мрежа за обучение.

Невронна мрежа в Statistica 7.

Една от основните трудности при анализ на данни с невронни мрежи е подбора на вида мрежа и нейните характеристики, които са най-подходящи за конкретния анализ на данните, с които разполагаме.

Системата Statistica 7 на фирмата StatSoft Inc. притежава модул Neural Network за анализ на данни чрез невронни мрежи. В този модул е вграден инструментът Intelligent Problem Solver (IPS), който позволява на изследователя да даде основни параметри на 5 вида невронни мрежи и да ги изпробва върху своите данни. По време на изпробването IPS обучава десетки разновидности от избраните видове мрежи и накрая дава няколкото с най-подходящи показатели.

В настоящия анализ са взети характеристиките на 37 челюстни трошачки от различни марки и производители. Целта е с тези данни да се намери и обучи регресионна невронна мрежа, която по зададени на нейния вход параметри:

- L – дължина на приемния отвор на трошачката, m ;
- B – широчина на приемния отвор на трошачката, m ;
- b – широчина на изпускателния отвор на трошачката, m ;

да определя инсталираната мощност P , kW на двигателя на машината.

За да се извърши анализа в IPS се задават следните видове невронни мрежи:

- Многослоен персептрон. (Multi-Layer Perceptron – MLP). Той има един, два или повече скрити слоеве. В нашия случай се изпробват с един и с два скрити слоя. Входът към възлите, различни от входните е притеглена сума от изходите на невроните от предния слой, а активираща функция може да е нелинейна функция, най-често сигмоид. Използва се главно обучение с обратно разпространение, но също спрегнато градиентно спускане, квази-нютонев метод и др.
- Мрежи с радиални базисни функции (Radial Base Function - RBF). Това е трислойна мрежа с разпространение напред, в която невроните от скрития среден слой са радиални, а невроните от изходния слой са с псевдо-линейна активираща функция. Активиращата функция на радиалния неврон се нарича радиална базисна функция и зависи от разстоянието на входния сигнал до точка определена като централна точка на неврона. Най-често се избира Гаусова функция. Обучението на мрежата включва два етапа: намиране на оптимални централни точки за радиалните неврони и обучение на невроните от изходния слой. Обучаващи методи са: методи на подизвадите и на k – средното.
- Обобщени регресионни невронни мрежи (Generalized Regression Neural Network – GRNN). Те са модификация на вероятностните невронни мрежи. Основните им характеристики са: мрежа с два скрити слоя, с разпространение напред. Първият слой е с радиални неврони. Препоръчва се броят им да е равен на обучаващите данни, което е трудно постижимо при голям брой данни. Вторият скрит слой се състои от неврони, които са с един в повече от изходните. Задачата им е да изчислят претеглено средно от сигналите на невроните от предния слой и да го дадат на невроните от изходния слой. Обучението на този вид мрежи е сходно с това на тези с радиални базисни функции. Те работят по-бавно и изискват повече памет.

Резултати от обучаването на невронната мрежа

Данните за 37 челюстни трошачки се разделят по случаен начин на извадка от 27 записа за обучение и 10 записа за тестване на търсените мрежи. В резултат от работата на IPS са намерени като най-подходящи два многослойни персептрона (MLP) с по два скрити слоя и две невронни мрежи с радиални базисни функции, (RBF) дадени в Таблица 1.

Таблица 1.

Намерени чрез IPS невронни мрежи

Profile	Train Error	Test Error	Training/Members	Inputs	Hidden(1)	Hidden(2)
MLP 3:3-9-5-1:1	0.009661	0.252019	BP100,CG20,CG95b	3	9	5
MLP 3:3-9-7-1:1	0.008696	0.193466	BP100,CG20,CG13b	3	9	7
RBF 3:3-13-1:1	0.000529	0.009997	KM,KN,PI	3	13	0
RBF 3:3-15-1:1	0.000318	0.001709	KM,KN,PI	3	15	0

Използвани са следните методи на обучение и самообучение: BP – обучение с обратно разпространение (Back Propagation), KM – К средно (K Mean), CG – спрегнато градиентно спускане (Conjugate Gradient Descent), KN – К-ти най-близък съсед (K-Nearest Neighbor) и PI – псевдо-инвертиране (Pseudo-Invert). В Таблица 2 са дадени коефициенти на корелация между мощностите на 37 челюстни трошачки и мощностите предсказани от четирите намерени от IPS мрежи.

Таблица 2.

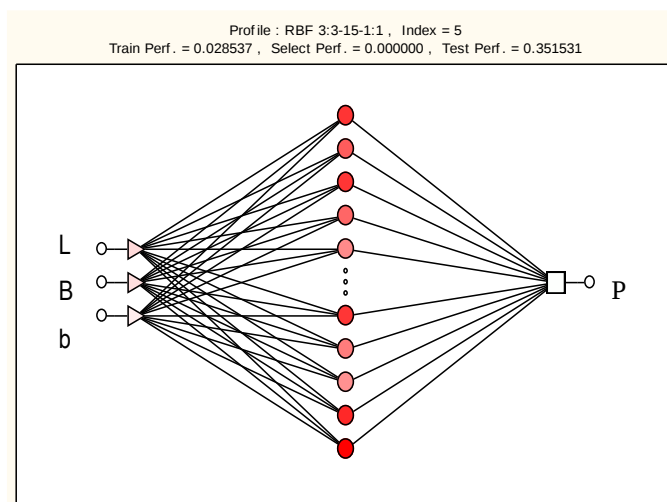
Коефициенти на корелация

MLP 3:3-9-5-1:1	MLP 3:3-9-7-1:1	RBF 3:3-13-1:1	RBF 3:3-15-1:1
0.82927	0.83539	0.90671	0.99574

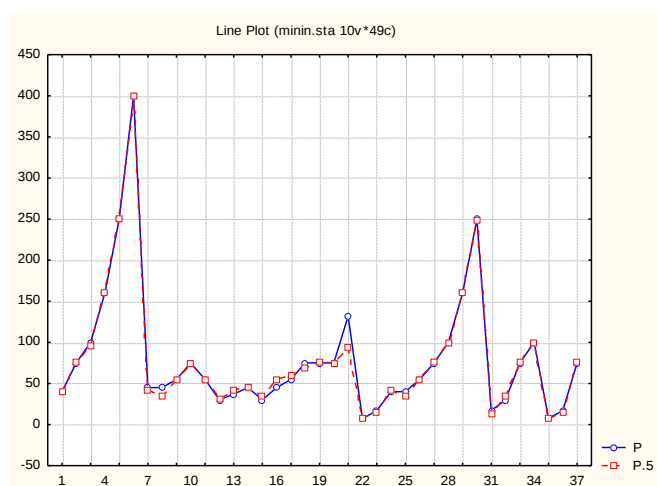
От двете таблици се вижда, че невронната мрежа с радиални базисни функции (RBF 3:3-15-1:1) с 15 неврона в скрития слой дава най-малки грешки при обучение и тестване и най-добър коефициент на корелация. На Фигура 1 е дадена нейната архитектура.

След като е намерена най-подходящата невронна мрежа, тя може да се използва за определяне с минимална грешка на изходната мощност на челюстните трошачки при различни стойности на входните параметри L, B и b в зададените в 37 данни диапазони. На Фигура 2 е показана сравнителна графика на мощността на 37 броя челюстните трошачки и предсказаната мощност от намерената мрежа.

Не е обучена невронна мрежа за определяне на оборотите на електрически двигател в процеса на експлоатация с цел промяна на производителността. Това ще е бъдеща задача за екипа



Фиг. 1. Архитектура на намерената чрез IPS невронна мрежа с радиални базисни функции



Фиг. 2. Сравнителна графика на мощността P на 37 броя челюстните трошачки и предсказаната мощност P.5 от намерената мрежа

Изводи

След извършената работа по обучение на невронната мрежа, могат да бъдат направени следните изводи:

1. За точното обучение на невронна мрежа трябва да има достатъчно на брой входни данни. Известно е, че и прекалено големият масив входни данни води до повишаване на грешката [Кисьова, Г. Радулов, 2002].
2. Тестовите трябва да се провеждат не само с един входен параметър.
3. 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.
4. 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.

5. Чрез обучаване на невронна мрежа могат в процеса на работа да се променят настройките на обслужваното съоръжение, каквато в случая би било регулирането на оборотите на асинхронен двигател.

Литература

Иванова, М.

http://www.bam.bg/ravda2004/Ivanova_Marusya.htm

Кисьова, Т., Г. Радулов, Е. Гергов, В. Христов. 2002. "Logical-probabilistic model for assessing the relationship between environmental pollution according to productivity and climatic conditions in "GORUBSO ROF", International Symposium "Ecology".

Христова, Т., И. Минин. 2012. Определяне на мощността на двигателите на барабанните мелници чрез невронна мрежа с независими входни параметри, София.