مجله پژوهشي دانشگاه اصفهان (علوم پايه)
جلد بيست و يكم- شماره ۱- سال ۱۳۸٤
صص ۸٦ - ۷۷

استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در پیشگویی نیروی نورد فولاد

محمود فتحي و سپيده ايرانپور

دانشكده مهندسي كامپيوتر دانشگاه علم و صنعت ايران

چكيده

هدف از مقاله بررسي تأثير تركيب شيميايي ورق فولادي بر ميزان نيرويي است كه ورق در حين عبور از بين غلتكهاي نورد به آنها وارد مي‌كند. اين نيرو بنام نيروي نورد معروف است. الگوي رياضي محاسبه اين نيرو تنها در برگيرنده عواملي است كه رابطه دقيق آنها با نيروي نورد مشخص باشد. بدليل عدم وجود رابطه رياضي روشن مابين عناصر تركيب شيميايي ورق و نيروي نورد، در اغلب الگوهاي رياضي اين عامل لحاظ نشده است و يا بصورت تجربي اعمال شده است. در نتيجه باعث بروز خطا در نتايج محاسباتي الگوي رياضي مي‌شود. شبكه عصبي مصنوعي ابزار مناسبي جهت حل مشكل و استفاده از تركيب شيميايي در پيشگويي نيروي نورد مي‌باشد.

واژه‌هاي كليدي: نورد، نيروي نورد، غلتكهاي نورد، دهانه غلتك.

Use of Artificial Neural Network in Predicting the Steel Roll-force

S. Iranpour

Department of Computer Engineering
University of Science and Technology

Abstract

The aim of the present work is to study the effect of chemical compound of the steel roll on the force required for rolling in the roll gap. This force is known as "roll force". Mathematical models for calculation of the rolling force merely include parameters for which an exact relation with the roll force is known. Since there is no clear mathematical relation between the chemical compound elements of the plate and the roll force in most of mathematical models, these parameters are not considered. However, in some models these parameters are used as an empirical coefficient. Hence the output of mathematical models contain some error due to these unknown parameters.

In this paper, the capability of the neural network in predicting the roll force was examined. The chemical compound of the plate in predicting the roll force without considering any mathematical relation with the roll force was used.

Keywords: Rolling, Roll force, Roll gap

مقدمه

شبکه‌هاي عصبي مصنوعي در مراحل توليد ورق فولادي در کارخانه‌هاي مختلف دنيا مورد استفاده قرار گرفته‌اند (۱،۲). بهنگام نورد گرم ورق فولادي يکي از جنبه‌هاي مهم در توليد کيفي ورق کنترل ضخامت آن در حين توليد مي‌باشد. ورق با عبور از بين قفسه‌هاي نورد مرتب کاهش ضخامت يافته تا در نهايت بهنگام خروج از آخرين قفسه به ضخامت مطلوب رسيده باشد. يکي از پارامترهاي مهم در کنترل اين روند نيروي نورد مي‌باشد.

الگوهاي رياضي بكار رفته در فرايند توليد ورق بدليل ماهيت بلادرنگ اين فرايند بايد تا حد امكان بصورت روابط رياضي ساده و خلاصه باشند، بطوري‌كه هم شبيه‌سازي مناسبي از خط توليد باشد و هم زمان انجام محاسبات كوتاه باشد. بديهي است ساده‌سازي مي‌تواند منجر به كاهش دقت محاسبات گردد. از طرف ديگر الگوهاي رياضي تنها در برگيرنده عواملي هستند كه رابطه رياضي آنها با هدف مشخص باشد. تركيب شيميايي ورق بدليل عدم وجود رابطه رياضي دقيق آن با نيروي نورد در الگوي رياضي لحاظ نشده است. شبكه عصبي مي‌تواند ابزار مناسبي براي رفع مشكل فوق و اعمال تركيب شيميايي در تخمين نيروي نورد باشد. از شبكه عصبي مصنوعي در كنترل نورد سرد در كارخانه Mizushima ژاپن استفاده شده است (۳).

كنترل توليد

كنترل توليد در دو سطح تقسيم‌بندي مي‌شود: سطح اول قسمت پايه بوده كه شامل كنترل بلادرنگ مي‌باشد. سطح دوم قسمت پردازش است كه مطابق شكل يك شامل پيش محاسبه‌كننده و پس محاسبه‌كننده مي‌باشد (٤). براساس مشخصات ورقي كه بايد توليد شود، مقادير اوليه پارامترهاي نورد از جمله دهانه غلتكهاي كاري، سرعت چرخش آنها و كشش ورق در بين قفسه‌ها با استفاده از الگوهاي رياضي مربوطه در قسمت پيش محاسبه‌كننده، محاسبه شده و سپس به قسمت پايه ارسال مي‌گردد. براساس نتايج حاصل از اندازه‌گيريهاي متفاوتي كه در حين نورد صورت مي‌گيرد، ضرايب و الگوهاي بكار رفته توسط پس محاسبه‌كننده اصلاح مي‌شود.

الگوي رياضي محاسبه نيروي نورد

تعيين ميزان باز بودن دهانه غلتكهاي نورد مؤثرترين عامل در ضخامت ورق توليدي مي‌باشد. نيروي نورد نيز عامل مهمي در محاسبه دهانه غلتك است، بنابراين لازم است اين نيرو هرچه دقيقتر پيشگويي شود. در اغلب كارخانه‌هاي دنيا نيروي نورد با استفاده از فرمولهاي رياضي و بر پايه دانش متالورژيك محاسبه مي‌شود. در جدول يك عوامل مؤثر در محاسبه نيروي نورد معرفي شده‌است.

جدول ۱: عوامل مؤثر در محاسبه نيروي نورد

$Fm = (W, H, R, Te, V, \mu, \ldots)$
F_m: نيروي نورد فولاد، حاصل از الگوي رياضي W: عرض ورق

H : ضخامت ورق	R: درصد كاهش ضخامت
Te: كشش	V: سرعت
μ: ضريب اصطكاك	
ساير پارامترها ثابت فرض مي‌شوند.	

بديهي است در محاسبه يك هدف تنها مي‌توان عواملي را دخالت داد كه رابطه آنها با هدف معلوم باشد. تركيب شيميايي ورق و درصد عناصر مختلف در آن از عوامل مؤثر در تعيين مقاومت ورق و نيروي نورد مي‌باشند، اما بدليل عدم وجود رابطه دقيق آنها با نيروي نورد در الگوي رياضي محاسبه اين نيرو لحاظ نشده است.

عدم دخالت اين عوامل و نيز ساده‌سازي فرمولهاي الگوي رياضي بمنظور كاهش زمان محاسبات منجر به خطا در نتايج الگوي رياضي نسبت به مقادير واقعي مي‌شود. براي رفع اين مشكل در الگوي رياضي از ضرايب اصلاحيه استفاده مي‌شود. ضرايب اصلاحيه تجربي بوده و بطور مرتب براساس نتايج واقعي حاصل از فرايند نورد اصلاح مي‌شوند تا از دقت بيشتري برخوردار گردند.

بطور ساده مي‌توان ضرايب اصلاحيه را نسبت مقادير واقعي به مقادير محاسباتي در نظر گرفت. از جمله اين ضرايب، ضريب اصلاحيه نيروي نورد مي‌باشد. در شكل دو ضرايب اصلاحيه تجربي مربوط به نيروي نورد و مورد استفاده در الگوي رياضي با مقادير واقعي آنها مقايسه شده است. محور عمودي معرف ضريب اصلاحيه بكار رفته در پيش محاسبه‌كننده و محور افقي معرف ضريب واقعي بدست آمده از پس محاسبه كننده است. نقاطي كه بر روي قطر قرار دارند دلالت بر تطابق اين دو ضريب دارند. بنابراين هرچقدر نقاط از قطر دورتر باشند به معناي خطاي بزرگتر است. ميانگين تفاوت ضرايب اصلاحيه تجربي در كليه قفسه‌هاي نورد با مقادير واقعي آنها ۰/۰۳۳ مي‌باشد. در شكل سه پراكندگي خطاي اين ضريب در قفسه اول نورد نمايش داده شده است. ميانگين تفاوت دو ضريب برابر ۰/۰۳۱ است. در شكل چهار ميانگين خطاي ضرايب در قفسه‌هاي اول تا ششم ارايه شده است.

لزوم استفاده از شبكه عصبي مصنوعي

انعطاف شبكه عصبي در تخمين توابع غيرخطي باعث گشته بعنوان يك ابزار مفيد در عمليات پردازش داده‌ها مورد استفاده قرار گيرد. شبكه عصبي مي‌تواند مسايلي كه براي شبيه‌سازي مشكل هستند

يا قواعد آنها شناخته نشده و يا غير كامل است را حل كند.

با توجه به مشكلات ذكر شده پيرامون الگوي رياضي محاسبه نيروي نورد، شبكه عصبي مصنوعي مي‌تواند راهگشاي مناسبي باشد. بنابراين بدون نياز به رابطه دقيقي مابين درصد عناصر تركيب شيميايي ورق و نيروي نورد، از آنها در تخمين هرچه دقيقتر نيروي نورد بهره جست. پس از اينكه شبكه مرحله يادگيري را پشت سر گذاشت، مي‌تواند سريعتر از الگوهاي رياضي كه بر پايه حل معادلات و روابط پيچيده مي‌باشند، پاسخ را توليد كند. در سيستم كنترل نورد كه ماهيت بلادرنگ دارد توليد پاسخ و انجام واكنش در محدوده مشخص زماني از اهميت بالايي برخوردار است. از قدرت تعميم شبكه عصبي مي‌توان در پيشگويي نيروي نورد در كيفيتهاي جديد ورق فولادي نيز بهره جست.

شبكه عصبي در كنار الگوي رياضي

بمنظور كاهش خطاي الگوي رياضي در محاسبه نيروي نورد گرم، شبكه عصبي اصلاح‌كننده مناسب است (۵). به اين ترتيب كه شبكه بطور كامل جايگزين الگوي رياضي نمي‌شود، بلكه در كنار آن قرار گرفته و سعي مي‌كند با پيشگويي دقيقتر ضريب اصلاحيه، خطاي الگوي رياضي را كاهش دهد، بطوري‌كه بتوان به جاي استفاده از ضرايب تجربي از نتايج شبكه عصبي استفاده كرد. در شكل پنج و جدول دو ارتباط شبكه با الگوي رياضي نمايش داده شده است. ورودي‌هاي شبكه شامل هر دو مجموعه A و B مي‌باشد. بهره‌گيري اينگونه از تركيب شبكه و الگوي رياضي باعث مي‌شود نتايج توليد شده علاوه بر اينكه همچنان پشتوانه علمي خود را بر پايه روابط مستدل رياضي حفظ مي‌كنند، بلكه از دقت بيشتري برخوردار مي‌شوند.

همواره در كنار بكارگيري از شبكه عصبي بحث قابليت اطمينان مطرح مي‌شود. شبكه‌ها براي توليد رفتارهاي غيرقابل پيش‌بيني بهنگام برخورد با شرايط جديد مستعد هستند. بنابراين در سيستمهاي كنترلي حساس كه قابليت اطمينان از اهميت بالايي برخوردار است تنها افزايش دقت و كارايي مناسب نيست. استفاده از الگوي رياضي بهمراه شبكه عصبي مي‌تواند ضعف شبكه را پوشانده و قابليت اطمينان را افزايش دهد. در شرايطي كه شبكه نتواند پاسخ مناسبي در قبال داده‌هاي ورودي ارايه كند، همچنان امكان استفاده از نتايج الگوي رياضي قبل وجود دارد.

الگوي رياضي و ضرايب تجربي مورد استفاده درآن در طي سالها استفاده در محيط عملياتي با شرايط خط توليد تطبيق يافته است، بنابراين مي‌توان به پاسخ آن با ميزان خطاي قابل

قبول اطمينان كرد.

جدول ۲: ورودیهاي شبكه عصبي اصلاح‌كننده در كنار الگوي رياضي

ورودي	شامل	توضيح
A	H	ضخامت ورق ورودي
	R	ميزان كاهش ضخامت
	Te	كشش ورق
	W	عرض ورق
	T	درجه حرارت
	V	سرعت
B	C, Si, Mn, PS, Cr, V, Cu, Al, Ti, Mo, Ni, As, B, Sn	ميزان هريك از عناصر در تركيب شيميايي ورق

شبكه عصبي بكار رفته

شبكه بكار رفته يك شبكه عصبي چند لايه پرسپترون با روش يادگيري پس انتشار خطا بود. شبكه داراي ۲۱ نرون در لايه ورودي، ٥٤ نرون در لايه مخفي و يك نرون خروجي بود.

تابع tanh بعنوان تابع فعاليت نرونها انتخاب شد. ساختار كلي شبكه و ورودیهاي آن در شكل پنج و جدول دو ارايه شده است. خروجي شبكه عصبي ضريب اصلاحيه نيروي نورد مي‌باشد. بنابراين نيروي نورد از حاصلضرب نتايج الگوي رياضي و شبكه عصبي قابل پيشگويي بود.

نتايج حاصل از آموزش شبكه با حدود ۲۰۰۰ نمونه نشان داد كه دقت پيشگويي ضريب اصلاحيه بطور متوسط براي كليه قفسه‌ها ۲۹% نسبت به ضريب اصلاحيه تجربي بهبود يافته و متوسط تفاوت اين ضريب با مقدار واقعي آن ۰/۰۱۹ مي‌باشد. در مقايسه شكل دو و شش ملاحظه مي‌شود نقاط در شكل شش به خط قطر نزديكتر شده‌اند، پس نسبت ضريب اصلاحيه شبكه به مقدار واقعي آن به يك نزديكتر شده و نشان از پيشرفت در پيشگويي شبكه مي‌باشد.

در شكل هفت نتايج پيشگويي شبكه نسبت به مقادير تجربي آن براي قفسه اول نورد ارايه شده است. در مقايسه با شكل سه نقاط به خط قطر نزديكتر شده‌اند و نتايج شبكه حاكي از ۵۱% بهبود نسبت به مقادير تجربي است. ميانگين خطاي پيشگويي شبكه با مقادير واقعي آنها ۰/۰۱۵ مي‌باشد. شكل هشت ميانگين خطاي نتايج شبكه را در قفسه‌هاي اول تا ششم نمايش مي‌دهد. در قفسه‌هاي چهارم و پنجم نتايج شبكه عصبي نسبت به ضرايب تجربي پيشرفت نداشته است.

روش جمع وزني

با وجود اينكه شبكه توانسته است ضرايب اصلاحيه نيروي نورد را با دقت بهتري نسبت به ضرايب تجربي پيشگويي كند ولي در كليه نمونه موفق نبوده است. همچنانكه در شكل شش ملاحظه مي‌شود نقاطي هم وجود دارند كه از قطر فاصله دارند و شبكه نتوانسته پاسخ مناسبي در قبال آنها توليد كند. براي تعديل مشكل ذكر شده، سعي شد تا از هر دو ضريب اصلاحيه تجربي و نتايج شبكه در كنار هم استفاده شود. تركيب ضرايب با استفاده از جمع وزني آنها صورت گرفت، بطوري‌كه اگر α_M را ضريب تجربي و α_N را ضريب حاصل از شبكه بناميم ضريب تركيبي جديد بصورت $\alpha = w_M.\alpha_M + w_N.\alpha_N$ مي‌باشد. w_N و w_M ضرايب وزني براي α_N و α_M هستند كه در محدوده ۰ تا ۱ قرار دارند. هدف از اين ديدگاه آن بود كه هر دو نوع ضريب يكديگر را تعديل كرده و قوت يك روش ضعف ديگري را بپوشاند، بطوري‌كه در كل بتوان به ضرايب قابل قبولي دست يافت. اين ديدگاه راهي براي پيشگيري از رفتارهاي غيرقابل پيش‌بيني شبكه عصبي و تعديل خطاهاي بزرگ شبكه است. نتايج حاصل از بررسي‌ها نشان داد كه در قفسه اول به ازاء w_N =۰/۸ وw_M =۰/۲، α با ۵۱ درصد بهبود نسبت به α_M داراي بيشترين پيشرفت بوده است و نشانگر اين واقعيت است كه پيشگويي شبكه عصبي براي قفسه اول به مراتب بهتر از ضريب تجربي مي‌باشد.

در كل بدون تفكيك قفسه‌ها با w_N =۰/۶۵ و w_M =۰/۳۵ بهترين نتيجه براي α تركيبي با ۲۷% پيشرفت نسبت به ضرايب تجربي حاصل شد. بنابراين در كل نتايج شبكه عصبي از ضرايب تجربي مناسبتر بوده است.

نتيجه‌گيري

تركيب شيميايي ورق كه از جمله عوامل مهم در تعيين نيروي نورد مي‌باشد، بوسيله بهره‌گيري از قابليتهاي شبكه عصبي مصنوعي در پيشگويي اين نيرو اعمال شد. نتايج حاصل از ارزيابي كه در قسمت ۶ ارايه شده است، نشان از كارايي شبكه اصلاح‌كننده مورد استفاده در اين زمينه مي‌باشد. اما همواره در كنار استفاده از شبكه بايد به مساله قابل پيش‌بيني نبودن رفتار آن در قبال شرايط جديد و تجربه نشده توجه داشت. بنابراين در صورتي‌كه بهنگام فرايند نورد گرم

ورق در کنار استفاده از نتایج شبکه، آن را مورد آموزش نیز قرار داد، میتوان به نتایج شبکه بیش از پیش اطمینان کرد.

منابع

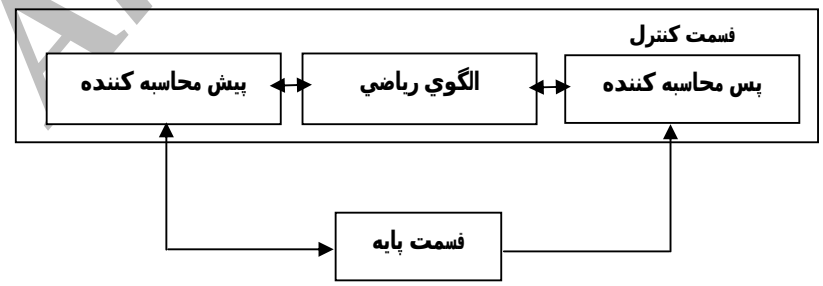
۱. H. F. Bozenhardt, ”Artificial Intelligent improves quality in steelmaking, Iron and Steel Eng., June ۱۹۹۳, pp. ٤۱-٤٤.

۲. Y. Z. Lu., ”Meeting the challenge of intelligent system technologies in the iron and steel industry”, Iron and Steel Eng., September ۱۹۹٦, pp ۱۳۹-۱٤۸.

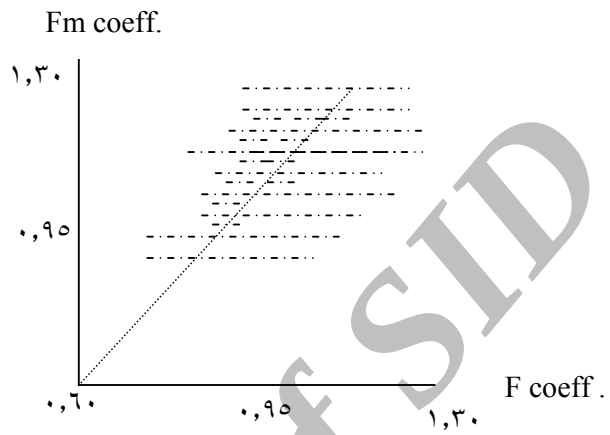
۳. G. Bloch, ”Neural intelligent control for a steel plant”, IEEE Transaction on neural network, vol ۸, no. ٤۹, ۱۹۹۷, pp ۹۱۰-۹۱۷.

٤. Y. Z. Lu., ”Application of Neural Network Technology in the Metal Industry”, AISE ۳rd Advanced Modeling and control Seminar, September ۱۹۹٤.

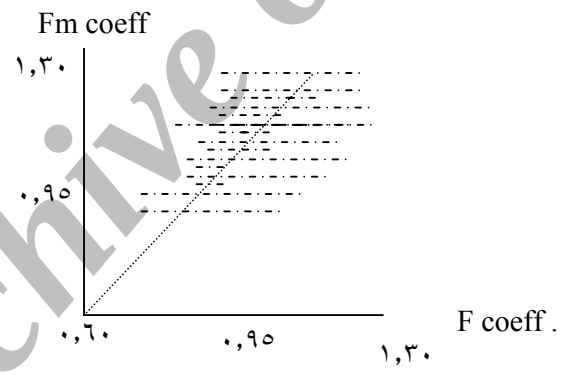
٥. N. Portman, ”Application of neural networks in rolling mill automation”, Iron and Steel Eng., vol ۷۲, no ۲, pp. ۳۳-۳٦.



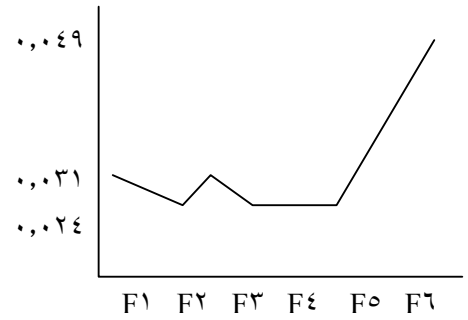
شكل ۱: ارتباط قسمتهاي كنترل‌كننده



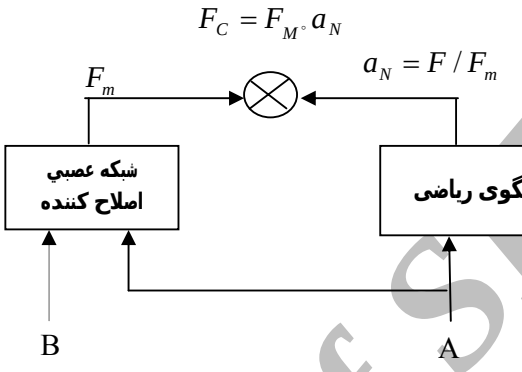
شكل ۲: ضريب اصلاحيه الگوي رياضي در مفايسه با مقادير واقعي شكل



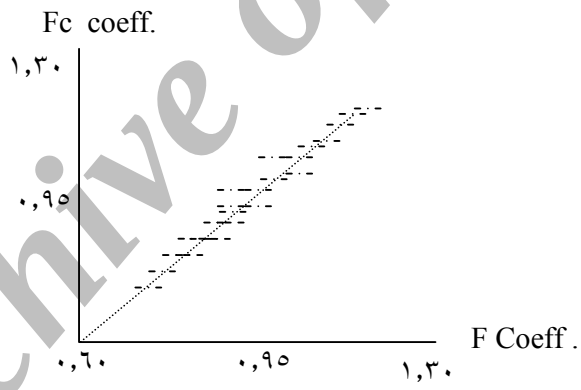
شكل ۳: خطاي ضريب اصلاحيه ففسه اول



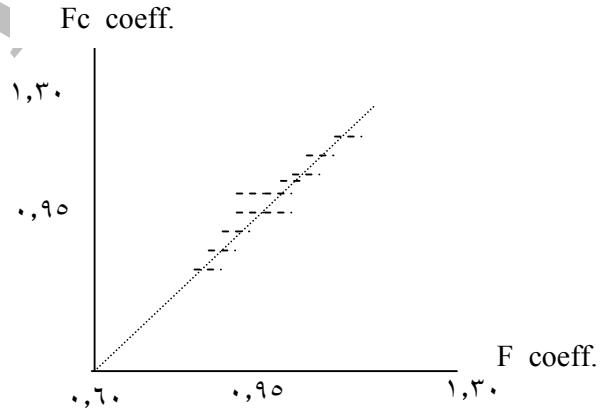
شكل ٤: خطاي ضريب اصلاحيه در فضه‌هاي مختلف



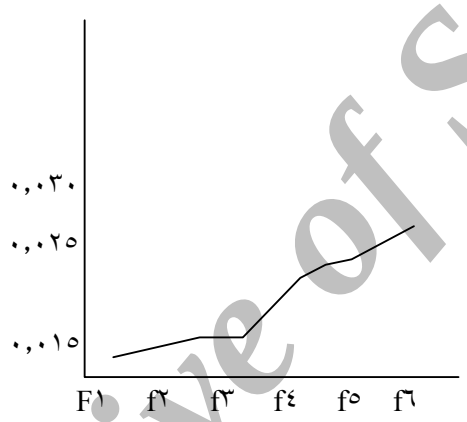
شكل ٥: شبكه عصبي اصلاح‌كننده در كنار الگوي رياضي



شكل ٦: نتايج پيشگويي ضريب اصلاحيه توسط شبكه عصبي



شكل ۷: نتايج پيشگويي شبكه عصبي, قفسه اول



شكل ۸: خطاي پيشگويي شبكه عصبي در قفسه‌هاي مختلف