

УДК 621.771.016

Румянцев М.И., Шубин И.Г., Митасов В.С., Насонов В.В.

СРАВНЕНИЕ МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДЕФОРМАЦИОННОГО УПРОЧНЕНИЯ МЕТАЛЛА ПРИ АВТОМАТИЗИРОВАННОМ ПРОЕКТИРОВАНИИ РЕЖИМОВ ХОЛОДНОЙ ПРОКАТКИ

В статье рассмотрены различные подходы к прогнозированию деформационного упрочнения сталей при холодной прокатке с учётом их химического состава. Произведено сравнение общеизвестных методик и нейронных сетей. В результате сравнения выявили большую способность нейронных сетей к аппроксимированию и прогнозированию деформационного упрочнения в зависимости от химического состава стали.

Ключевые слова: деформационное упрочнение, нейронные сети, холодная прокатка, автоматизированное проектирование.

The article shows different approaches to the prediction of strain-hardening of steels during cold rolling in accordance with their chemical composition. There was a comparison of commonly known approaches and neural networks. As the result of comparison greater ability of neural networks for approximation and prediction of strain hardening variation with chemical composition has been determined.

Key words: strain hardening, neural networks, cold rolling, computer-aided design.

Автоматизированное проектирование является эффективным методом синтеза режимов прокатки с учётом многофакторности процесса. При этом реализуемость и результативность разработанного режима прокатки в значительной мере определяется точностью математической модели системы «стан-полоса», которая, в свою очередь, определяется точностью математических моделей различных элементов данной системы. Среди таких, частных, моделей важное место занимает модель сопротивления металла пластической деформации.

Применительно к холодной прокатке, в соответствии с современными представлениями [1,2] сопротивление деформации оценивается пределом текучести с учетом деформационного упрочнения, скорости деформации и температуры металла:

$$\sigma_u = \bar{\sigma}(\varepsilon_\Sigma) K_u K_t, \quad (1)$$

где ε_Σ – суммарное относительное обжатие от толщины подката H до толщины на выходе из очага деформации h_f ; $\bar{\sigma}(\varepsilon_\Sigma)$ – усреднённое значение предела текучести в очаге деформации с учётом упрочнения; K_u и K_t – коэффициенты влияния скорости и температуры.

Коэффициенты влияния скорости и температуры вычисляются с использованием аналитических выражений, а составляющая $\bar{\sigma}(\varepsilon_\Sigma)$ определяется с использованием значений предела текучести на входе в очаг деформации σ_0 и на выходе из него σ_1 , которые, как правило, рассчитываются по эмпирическим формулам. Учитывая известный характер кривой упрочнения, эмпирические формулы строят по экспериментальным данным преимущественно на основе степенных зависимостей. Так, в отечественной теории прокатки широкое распространение получила формула А.В. Третьякова [3,4]:

$$\sigma_1 = \sigma_H + a\varepsilon_\Sigma^b, \quad (2)$$

где σ_H – предел текучести стали в ненаклёпанном состоянии; a и b – коэффициенты, значения которых представлены в справочных данных либо для каждой марки стали, либо для группы марок.

Второе слагаемое зависимости (2) отображает приращение предела текучести относительно недеформированного состояния при обжатии на величину ε_Σ . В зарубежных исследованиях [5-7] применяется аппроксимация непосредственно кривой упрочнения $\bar{\sigma} = K \bar{\varepsilon}^m$. Здесь $\bar{\sigma}$ и $\bar{\varepsilon}$ – истинное напряжение и логарифмическая деформация, а K и m – константы деформируемого материала. При использовании в качестве характеристики обжатия величины ε_Σ уравнение кривой упрочнения можно записать следующим образом:

$$\sigma_1 = C_\sigma \varepsilon_\Sigma^n. \quad (3)$$

Сравнение результатов аппроксимации кривых упрочнения различных марок стали [8] показало, что зависимости вида (3) обеспечивают более точное отображение взаимосвязи $\sigma_1(\varepsilon_\Sigma)$. Для них показатель достоверности аппроксимации R^2 находится в пределах 0,956-0,997 при среднем значении 0,979. Аппроксимации тех же данных в виде зависимости (2) характеризуются значениями R^2 от 0,825 до 0,997 при среднем значении 0,914.

Зависимости вида (2) или (3) с конкретными значениями входящих в них коэффициентов, как и графики для конкретных марок стали [9], не всегда соответствуют особенностям химсостава даже традиционных марок, выплавляемых на различных предприятиях. Для новых марок стали, например высокопрочных для автомобилестроения, проблема применимости известных уравнений возрастает в еще большей степени, поскольку на каждом металлургическом предприятии, в связи с особенностями сталеплавильных агрегатов, а также оборудования цехов горячей и холодной прокатки, требуемые служебные свойства проката достигаются за счет заметно отличающихся композиций химсостава. Поэтому является актуальной задача отображения деформационного упрочнения с учетом содержания различных химических элементов в стали. Решение этой задачи позволит также

повысить точность и достоверность расчета сопротивления металла деформации, в случае необходимости разрабатывать режимы холодной прокатки марок стали, для которых кривые упрочнения не известны.

Для решения указанной задачи сравнили такие методы прогнозирования, как множественный регрессионный анализ и нейронные сети. При этом использовали массив из 135 наблюдений, включающий данные работы [10] и данные, полученные нами для высокопрочных сталей. Описательные статистики массива представлены в таблице.

Описательные статистики массива исходных данных

Параметр	Среднее значение	Минимум	Максимум	Стандартное отклонение
e, %	38,07	0,00	80,00	25,47
C, %	0,1461	0,070	0,280	0,0659
Mn	0,5982	0,280	1,610	0,3479
Si	0,2154	0,010	1,050	0,2934
Cr	0,2220	0,030	0,920	0,2672
Ni	0,1145	0,030	0,920	0,2166
V	0,0051	0,000	0,060	0,0158
Ti	0,0413	0,000	0,540	0,1347
Al	0,0015	0,000	0,020	0,0053
Cu	0,6828	0,000	9,130	2,2663
Nb	0,0022	0,000	0,030	0,0079
S	0,0236	0,009	0,039	0,0096
P	0,0132	0,008	0,022	0,0047
$\sigma_{0,2}$, МПа	688,6	260,0	1110,0	189,2

Регрессионный анализ выполняли в программе «STATISTICA» с помощью инструмента «Общие регрессионные модели» методом включения переменных, что позволило учесть квадратичные эффекты и обеспечить статистическую значимость коэффициентов регрессии. Для параметров уравнения (2) получили:

$$\begin{aligned} \sigma_{0,2} = & 889,8 + 842,58C^2 + 1352,6Si - 1948,6Si^2 - \\ & - 3646,2Mn + 1317,4Mn^2 - 98111,0S^2 + \\ & + 15785,3P - 915397,4P^2 + 3455,6Cr - 7488,0Cu^2 - \\ & - 5439,0Ti^2 - 4624821,1V^2 + 5497119,6Nb \\ & (R^2 = 0,999; F_p = 60428,6; F_{95} = 1,83). \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} a = & -157,66 + 842,58C^2 - 802,63Si + 3462,83Si^2 + \\ & + 516,11Mn - 619,71Mn^2 - 1601,8P + \\ & + 78,51Cr + 755,4Ni^2 + 2015,76Cu - 9259,82Cu^2 - \\ & - 2386,75Ti^2 + 4274,49Al \\ & (R^2 = 0,999, F_p = 4339,29 F_{95} = 2,01). \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} b = & -1,91C - 1,42Mn - 29,31S + 167,21P - 5567,83P^2 + \\ & + 11,39Cr - 11,44Cr^2 + 6,91Ni + \\ & + 13,64Cu - 87,75Cu^2 - 13,89Ti - 4867,39Al^2 \\ & (R^2 = 0,999 F_p = 75687,4 F_{95} = 1,83). \end{aligned} \quad (6)$$

Для степенной зависимости (3):

$$\begin{aligned} C_\sigma = & -168,3 - 1198,8C + 5715,5C^2 + 590,3Si - \\ & - 283,7Mn + 38938,0S - 521264,0S^2 - \\ & 2741,1P + 643,7Cr^2 - 2442,9Ni + 225,7Cu + \\ & + 4745,4Ti + 4739,1V \\ & (R^2 = 0,999 F_p = 1501652,8 F_{95} = 1,83). \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} n = & 0,42 - 0,3C^2 - 0,35Si + 0,19Mn^2 - 3,73S + \\ & + 33,3P - 1020,45P^2 - 5,07Ni + \\ & + 54,62Ni^2 - 2,37Cu + 9,73Cu^2 - 144,14Ti^2 - 9,77Nb \\ & (R^2 = 0,999 F_p = 2041,4 F_{95} = 2,01). \end{aligned} \quad (8)$$

Кроме того, аппроксимируя кривые упрочнения всех рассмотренных марок стали одновременно с учётом и химсостава, и суммарного обжатия, получили

$$\begin{aligned} \sigma_1 = & 564,98 + 11,86\varepsilon_\Sigma^2 - 0,073\varepsilon_\Sigma^3 + 4866,8C^2 + \\ & + 1004,8Si - 884,8Mn + 11367,3Cr^2 + \\ & 6975,0Ni^2 - 2,82 \cdot 10^7 V^2 - 2,66 \cdot 10^4 Ti^2 - \\ & - 1141,8Cu + 3277551,4Nb + 58930,7S - 404265,1P \\ & (R^2 = 0,9909, F_p = 509,99 F_{95} = 1,83) \end{aligned} \quad (9)$$

В зависимостях (4)–(9) ε_Σ – накопленная степень деформации, %; $C, Si, Mn, Cr, Ni, V, Ti, Cu, Nb, S, P$ – массовые доли химических элементов, %; F_p и F_{95} – расчётное и табличное (при доверительной вероятности 95%) числа Фишера.

Для нейросетевого прогнозирования деформационного упрочнения программа автоматизированного проектирования режимов холодной прокатки [8] была дополнена модулем настройки и обучения нейронной сети, который позволяет подбирать нужную архитектуру и гибко настраивать сеть соответственно решаемой задаче. С учётом известного опыта [11–13] была выбрана сеть типа MLP (многослойный перцептрон), состоящая из трёх слоёв, а в качестве обучающего алгоритма – алгоритм BFGS (квазиньютоновский алгоритм со сложностью вычисления, пропорциональной количеству весовых коэффициентов) [14, 15]. Окно модуля приведено на рис. 1.

В результате обучения сети на исходном массиве данных получили следующие характеристики точности: среднеквадратическая ошибка обучения сети составила 1,47 МПа, максимальная абсолютная ошибка обучения – 4,78 МПа, коэффициент множественной детерминации $R^2=99,996\%$, коэффициент корреляции $r=0,999$. Соотношение экспериментальных и прогнозируемых значений в соответствии с различными подходами приведено на рис. 2.

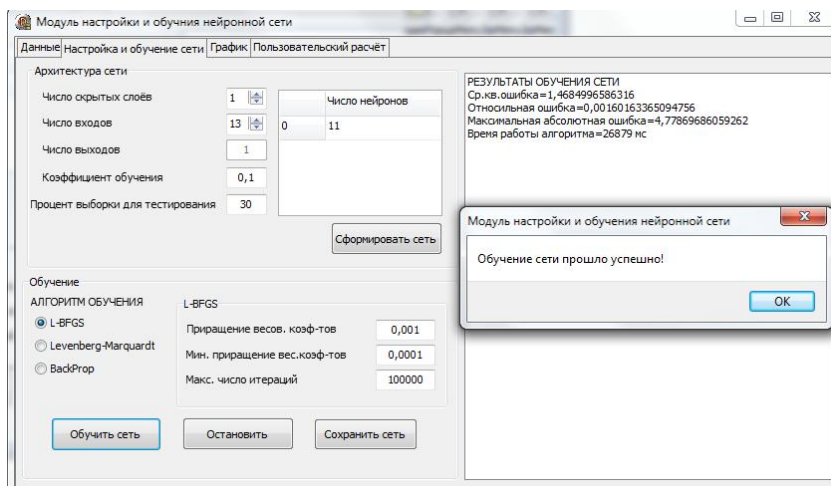


Рис. 1. Интерфейс программы

Из рис. 2 видно, что отклонение пределов текучести, рассчитанных по зависимости (2), от экспериментальных данных заметно больше, чем по формуле (3). Значения пределов текучести, полученные на основе формулы (9), достаточно хорошо согласуются с данными, полученными экспериментальным путём, однако в диапазоне 200-300 МПа, который соответствует исходному пределу текучести, отклонение составляет 80-120 МПа. Данный факт свидетельствует о невозможности применения зависимости (9) для расчётов, так как это повлечёт за собой значительное увеличение ошибки расчёта энергосиловых параметров в первой клетке.

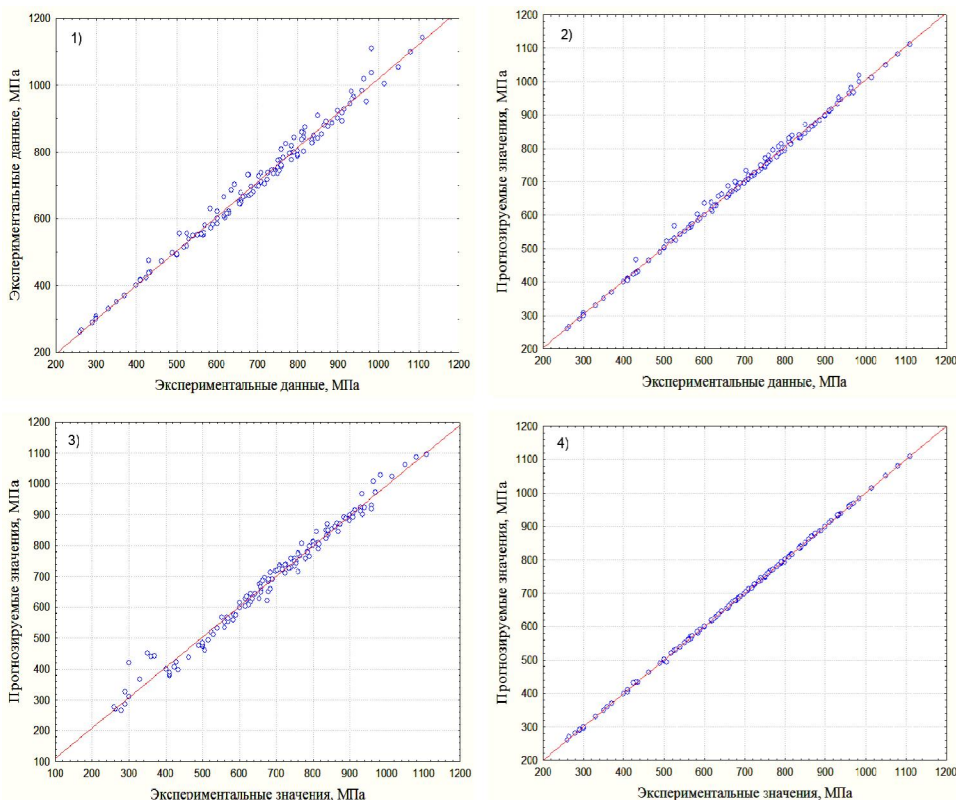


Рис. 2. Соотношение экспериментальных и прогнозируемых значений

На рис. 3, а и б приведены кривые упрочнения стали марок 10 и DP600, построенные на основании экспериментальных данных и результатов прогнозирования. Из рис. 3, а следует, что разница между значениями предела текучести, полученными по зависимости (2), пропорциональна величине суммарной деформации. Максимальное расхождение составляет 62,7 МПа при наколенной деформации 80%. Разность между данными, полученными по зависимости (3), и экспериментальными составляет не больше 5,5 МПа. Линия, построенная при помощи нейросетевого прогнозирования, полностью совпадает с линией, соответствующей экспериментальным данным.

Из рис. 3, б видно, что кривая упрочнения, построенная по данным нейронной сети в точности повторяет экспериментальные данные. Минимальное расхождение результатов прогноза с экспериментальными данными наблюдается также при использовании степенной зависимости (3). Формула (2) в диапазоне суммарных обжатий 0-40% даёт результаты, близкие к экспериментальным, однако при $\varepsilon_{\Sigma} > 40\%$ ошибка возрастает пропорционально величине обжатия.

Сравнение опытных данных и результатов, полученных по различным зависимостям для стали DP600, показало, что формула (3) в диапазоне суммарной деформации 5-20% даёт заниженные значения, максимальное расхождение составляет 45 МПа. Данное расхождение несущественно, так как при прокатке на стане обжатие в первой клетке может колебаться в пределах 15-50%, то есть вносимая погрешность является несущественной. Разница опытных и расчётных значений по методике Третьякова становится существенной при $\varepsilon_{\Sigma} > 40\%$ и ошибка увеличивается пропорционально суммарной деформации. Данный факт свидетельствует о возможных погрешностях при использовании данной методики при расчётах энергосиловых параметров последних проходов при тонколистовой прокатке, суммарные обжатия при которой достигают 80-85%.

Сравнение опытных данных и результатов, полученных по различным зависимостям для стали DP600, показало, что формула (3) в диапазоне суммарной деформации 5-20% даёт заниженные значения, максимальное расхождение составляет 45 МПа. Данное расхождение несущественно, так как при прокатке на стане обжатие в первой клетке может колебаться в пределах 15-50%, то есть вносимая погрешность является несущественной. Разница опытных и расчётных значений по методике Третьякова становится существенной при $\varepsilon_{\Sigma} > 40\%$ и ошибка увеличивается пропорционально суммарной деформации. Данный факт свидетельствует о возможных погрешностях при использовании данной методики при расчётах энергосиловых параметров последних проходов при тонколистовой прокатке, суммарные обжатия при которой достигают 80-85%.

Сравнение опытных данных и результатов, полученных по различным зависимостям для стали DP600, показало, что формула (3) в диапазоне суммарной деформации 5-20% даёт заниженные значения, максимальное расхождение составляет 45 МПа. Данное расхождение несущественно, так как при прокатке на стане обжатие в первой клетке может колебаться в пределах 15-50%, то есть вносимая погрешность является несущественной. Разница опытных и расчётных значений по методике Третьякова становится существенной при $\varepsilon_{\Sigma} > 40\%$ и ошибка увеличивается пропорционально суммарной деформации. Данный факт свидетельствует о возможных погрешностях при использовании данной методики при расчётах энергосиловых параметров последних проходов при тонколистовой прокатке, суммарные обжатия при которой достигают 80-85%.

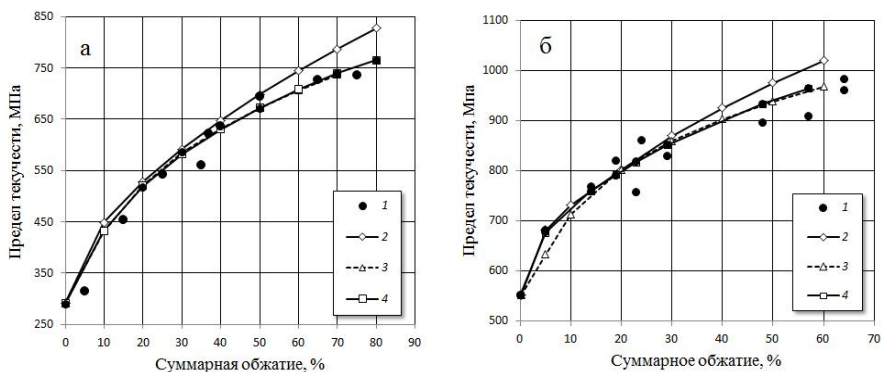


Рис. 3. Кривые упрочнения сталей: а – 10; б – DP600; 1 – экспериментальные данные; 2 – данные, полученные по зависимости (2); 3 – данные, полученные по зависимости (3); 4 – нейросетевое прогнозирование

На основе рассмотренных подходов к определению предела текучести при холодной прокатке в зависимости от химического состава стали и накопленной деформации можно сделать вывод о необходимости применения нейросетевого прогнозирования в системе автоматизированного режима холодной прокатки.

В инженерных расчётах рекомендуется использовать степенную зависимость (2). Значения, полученные по данной зависимости, имеют меньшее отклонение от экспериментальных, по сравнению с результатами, полученными по формуле (3), точность расчётов по которой уменьшается с увеличением суммарной деформации.

Список литературы

1. Сопротивление материала полосы при холодной прокатке / Василев Я.Д., Коноводов Д.В., Деметриенко А.В. и др. // Изв. вузов. Чёрная металлургия. 2007. №1. С. 27–31.
2. Приходько И. Ю., Сергеенко А.А. Сравнительный анализ и выбор зависимостей для определения сопротивления деформации при холодной прокатке стальных полос // Фундаментальные и прикладные проблемы чёрной металлургии: сб. науч. трудов ИЧМ НАН Украины. Вып. 11. Днепропетровск: Визон, 2005. С. 142–154.
3. Автоматизированное проектирование и реализация технологии холодной прокатки электротехнической стали / А.П. Долматов, В.Н. Скороходов, В.П. Настич, А.Е. Чеглов. М.: Наука и технологии, 2000. 448 с.
4. Кузнецов Л. А. Применение УВМ для оптимизации тонколистовой прокатки. М.: Металлургия, 1988. 304 с.
5. Valberg H. S. Applied Metal Forming: Including FEM Analysis. Cambridge University Press, New York. 2010. 465 p.
6. Хензель А., Шпиттель Т. Расчёт энергосиловых параметров в процессах

7. обработки металлов давлением: пер. с нем. М.: Металлургия, 1982. 360 с.
8. Томсен Э., Янг Ч., Кобаяши Ш. Механика пластических деформаций при обработке металлов. М.: Машиностроение, 1968. 504 с.
9. Румянцев М.И. и др. Моделирование процесса холодной прокатки с целью разработки технологий производства высокопрочного холоднокатаного проката для автомобилестроения // Совершенствование технологии в ОАО «ММК»: сб. науч. тр. №14. Магнитогорск, 2009. С. 322–332.
10. Третьяков А.В., Трофимов Г.К., Гурьянова М.К. Механические свойства сталей и сплавов при пластическом деформировании. М.: Машиностроение, 1971. 65 с.
11. Сигалов Ю.Б., Соколов Ю.И., Головкин А.И. Изменение механических свойств стали при холодной прокатке // Металлургия и Коксохимия. 1973. №3. С. 50–57.
12. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. 2-е изд.: пер. с англ. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с.
13. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / пер. с польского И.Д. Рудинского. М.: Финансы и статистика, 2002. 344 с.
14. Гилл Ф., Мюррей У. Практическая оптимизация: пер. с англ. М.: Мир, 1985. 509 с.
15. Freeman J., Skapura D. Neural networks: algorithms, applications, and programming techniques. London: Addison-Wesley Publishing Company, 1994. 414 p.

Bibliography

1. The resistance of the material strip in cold rolling / Vasilev J.D., Konovodov D.V., Demetrienko A.V. and others // Izvestiya vuzov. Chernaya Metallurgiya. 2007. № 1. С. 27–31.
2. Prikhodko I. Yu., Sergeenko A.A. Comparative analysis and choice of relations for determination of resistance to deformation during cold rolling of steel strips / Fundamental and applied problems of ferrous metallurgy: ICHM of NAS of Ukraine. No. 11. Kiev: «Vizion», 2005. p. 142–154.
3. Computer aided design and implementation of cold rolling of electric steel / A.P. Dolmatov, V.N. Skorohodov, V.P. Nastich, A.E. Cheglov. M: Nauka i tehnologii. 2000. 448 p.
4. Kuznetsov, L.A. Application of IBM PC for optimization of sheet rolling. M.: Metallurgiya, 1988. 304.
5. Valberg H. S. Applied Metal Forming: Including FEM Analysis. New York: Cambridge University Press. 2010. 465 p.
6. Hensel, A., Shpittel T. Calculating of power parameters in the processes of metal forming: trans. from Germ., M: Metallurgiya, 1982. 360 p.
7. Thomsen E., Yang C., Kobayashi S. The mechanics of plastic deformation in metal processing. M: Mashinostroenie, 1968. 504 p.
8. Rumyantsev M.I., Mitasov V.S., Gorbunov A.V. Modeling cold-rolling process to develop technologies for high-strength cold-rolled steel for the automotive industry. Improvement of technology in the JSC «ММК». № 14. Magnitogorsk. 2009. p. 322–332.