

Received: 02.10.2020

Revised: 02.12.2020






Accepted: 18.12.2020

DOI: 10.17804/2410-9908.2020.6.010-026

## NEURAL NETWORK MODELING OF THE RHEOLOGY OF THE AlMg6 ALLOY UNDER THE DISPERSOID BARRIER EFFECT AND THE INHIBITION OF DYNAMIC RELAXATION PROCESSES

A. S. Smirnov\*, A. V. Konovalov, and V. S. Kanakin

*Institute of Engineering Science, Ural Branch of the Russian Academy of Sciences,  
34 Komsomolskaya St., Ekaterinburg, 620049, Russian Federation*

- a)  <http://orcid.org/0000-0002-5826-491X>  [smirnov@imach.uran.ru](mailto:smirnov@imach.uran.ru);  
b)  <http://orcid.org/0000-0001-9131-8636>  [avk@imach.uran.ru](mailto:avk@imach.uran.ru);  
c)  [kanakin.v.s@gmail.com](mailto:kanakin.v.s@gmail.com)

\*Corresponding author. E-mail: [smirnov@imach.uran.ru](mailto:smirnov@imach.uran.ru)

Address for correspondence: 34 Komsomolskaya St., Ekaterinburg, 620049, Russian Federation

Tel.: +7 (343) 362 30 43; fax: +7 (343) 374 53 30

The paper deals with a neural network to model the flow stress of the AlMg6 alloy at temperatures ranging between 300 and 500 °C and strain rates from 1 to 25 s<sup>-1</sup>. In this temperature–strain-rate range, the movement of free dislocations is blocked and dynamic relaxation processes are inhibited. The results of training the neural network and its verification at a temperature not used in the training show that neural networks with a single hidden layer can correctly approximate and predict the rheological behavior of the AlMg6 alloy for the studied temperature–strain-rate range of deformation.

**Keywords:** neural network, flow stress, high temperature, aluminum alloy, AlMg6, barrier effect.

### Acknowledgment

*The work was financially supported by the RFBR, grant 19-08-00765 (modeling the rheological behavior of materials); it was also performed as part of the research program of the Institute of Engineering Science, UB RAS, project AAAA-A18-118020790140-5, (studying the rheological behavior of the AlMg6 alloy).*

### References

1. Vichuzhanin D.I., Khotinov V.A., Smirnov S. V. The Effect of the Stress State on the Ultimate Plasticity of Steel X80. *Diagnostics, Resource and Mechanics of materials and structures*, 2015, iss. 1, pp. 73–89. DOI: 10.17804/2410-9908.2015.1.073-089. Available at: [http://dream-journal.org/issues/2015-1/2015-1\\_21.html](http://dream-journal.org/issues/2015-1/2015-1_21.html)
2. Smirnov S.V., Vichuzhanin D.I., Nesterenko A.V., Smirnov A.S., Pugacheva N.B., Konovalov A.V. A fracture locus for a 50 volume-percent Al/SiC metal matrix composite at high temperature. *Int. J. Mater. Form.*, 2017, vol. 10, no. 5, pp. 831–843. DOI: 10.1007/s12289-016-1323-6.
3. Smirnov S.V., Vichuzhanin D.I., Nesterenko A.V., Igumnov A.S. A fracture locus for commercially pure aluminum at 300°C. *AIP Conf. Proc.*, 2016, vol. 1785, pp. 1–5. DOI: 10.1063/1.4967124.
4. Smirnov S.V. Accumulation and Healing of Damage during Plastic Metal Forming Simulation and Experiment. *Key Eng. Mater.*, 2012, vol. 528, pp. 61–69. DOI: 10.4028/www.scientific.net/KEM.528.61.

5. Rollett A., Humphreys F., Rohrer G.S., Hatherly M. *Recrystallization and Related Annealing Phenomena*, Elsevier Ltd., 2004, 628 p.
6. Doherty R.D., Hughes D.A., Humphreys F.J., Jonas J.J., Juul Jensen D., Kassner M.E., King W.E., McNelley T.R., McQueen H.J., Rollett A.D. Current issues in recrystallization: A review. *Mater. Sci. Eng. A*, 1997, vol. 238, no. 2, pp. 219–274. DOI: 10.1016/S0921-5093(97)00424-3.
7. Polukhin P.I., Gorelik S.S., Vorontsov V.K. *Fizicheskie osnovy plasticheskoi deformatsii* [Basic physics of plastic deformation]. Moscow, Metallurgiya Publ., 1982, 584 p. (In Russian).
8. Gorelik S.S., Dobatkin S.V., Kaputkina L.M. *Rekristallizatsiya metallov i splavov* [Recrystallization of Metals and Alloys, 3 ed.]. Moscow, MISSIS Publ., 2005, 432 p. (In Russian).
9. Shibkov A.A., Mazilkin A.A., Protasova S.G., Mikhlik D.V., Zolotov A.E., Zheltov M.A., Shuklinov A.V. The influence of impurities on discontinuous deformation of the AMg6 alloy. *Deformatsiya i razrusheniye materialov*, 2008, no. 5, pp. 24–32. (In Russian).
10. Chen S., Xie X., Chen B., Qiao J., Zhang Y., Ren Y., Dahmen K.A., Liaw P.K. Effects of Temperature on Serrated Flows of Al<sub>0.5</sub>CoCrCuFeNi High-Entropy Alloy. *JOM*, 2015, vol. 67 (10), pp. 2314–2320. DOI: 10.1007/s11837-015-1580-8.
11. Belyaev A.I., Bochvar O.S., Buynov N.N. *Metallovedenie alyuminiya i ego splavov* [Physical Metallurgy of Aluminium and its Alloys]. Moscow, Metallurgiya Publ., 1983, 280 p. (In Russian).
12. Anjabin N., Karimi Taheri A., Kim H.S. Simulation and experimental analyses of dynamic strain aging of a supersaturated age hardenable aluminum alloy. *Mater. Sci. Eng. A*, 2013, vol. 585, pp. 165–173.
13. Wang C., Xu Y., Han E. Serrated flow and abnormal strain rate sensitivity of a magnesium–lithium alloy. *Mater. Lett.*, 2006, vol. 60, no. 24, pp. 2941–2944.
14. Hähner P., Rizzi E. On the kinematics of Portevin-le Chatelier bands: Theoretical and numerical modelling. *Acta Mater.*, 2003, vol. 51, no. 12, pp. 3385–3397. DOI: 10.1016/S1359-6454(03)00122-8.
15. Krishtal M.M. Discontinuous fluidity in aluminium-magnesium alloys. *Fizika metallov i metallovedeniye*, 1990, no. 12, pp. 140–143. (In Russian).
16. Rizzi E., Hähner P. On the Portevin-Le Chatelier effect: Theoretical modeling- and numerical results. *Int. J. Plast.*, 2004, vol. 20, no. 1, pp. 121–165. DOI: 10.1016/S0749-6419(03)00035-4.
17. Smirnov S.V., Veretennikova I.A., Vichuzhanin D.I. Modeling of delamination in multilayer metals produced by explosive welding under plastic deformation. *Comput. Contin. Mech.*, 2014, vol. 7, no. 4, pp. 398–411. DOI: 10.7242/1999-6691/2014.7.4.38.
18. Xu W., Jin X., Xiong W., Zeng X., Shan D. Study on hot deformation behavior and workability of squeeze-cast 20 vol%SiCw/6061Al composites using processing map. *Mater. Charact.*, 2018, vol. 135, pp. 154–166. DOI: 10.1016/j.matchar.2017.11.026.
19. Jang D.H., Kim W.J. Warm Temperature Deformation Behavior and Processing Maps of 5182 and 7075 Aluminum Alloy Sheets with Fine Grains. *Met. Mater. Int.*, 2018, vol. 24, no. 3, pp. 455–463. DOI: 10.1007/s12540-018-0061-3.
20. Lu J., Song Y., Hua L., Zheng K., Dai D. Thermal deformation behavior and processing maps of 7075 aluminum alloy sheet based on isothermal uniaxial tensile tests. *J. Alloys Compd.*, 2018, vol. 767, pp. 856–869. DOI: 10.1016/j.jallcom.2018.07.173.
21. Chen G., Chen L., Zhao G., Lu B. Investigation on longitudinal weld seams during porthole die extrusion process of high strength 7075 aluminum alloy. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, 2017, vol. 91, nos. 5–8, pp. 1897–1907. DOI: 10.1007/s00170-016-9902-8.
22. Abo-Elkhier M. Modeling of High-Temperature Deformation of Commercial Pure Aluminum (1050). *J. Mater. Eng. Perform.*, 2004, vol. 13, no. 2, pp. 241–247. DOI: 10.1361/10599490418280.
23. Kodzhaspirov G. E., Physical modeling of thermomechanical processing processes and structure control of structural steel *Voprosy materialovedeniya*, 2009, no. 3, pp. 65–84. (In Russian).

24. Polukhin P.I., Gun G.YA., Galkin A.M. *Soprotivleniye plasticheskoy deformatsii metallov i splavov: spravochnik* [Flow stress of metals and alloys: handbook, 2 ed.]. Moscow, Metallurgiya Publ., 1983, 352 p. (In Russian).
25. Lin Y.C., Chen X.-M. A critical review of experimental results and constitutive descriptions for metals and alloys in hot working. *Mater. Des.*, 2011, vol. 32, no. 4, pp. 1733–1759. DOI: 10.1016/j.matdes.2010.11.048.
26. Mochalov N.A., Galkin A.M., Mochalov S.N., Parfenov D.Yu., *Plastometricheskie issledovaniya metallov* [Plastometric Studies of Metals]. Moscow, Internet Inzhiniring Publ., 2003, 318 p. (In Russian).
27. Gourdet S., Montheillet F. A model of continuous dynamic recrystallization. *Acta Mater.*, 2003, vol. 51, no. 9, pp. 2685–2699. DOI: 10.1016/S1359-6454(03)00078-8.
28. Konovalov A.V. Viscoplastic model for the resistance of metals to high-temperature deformation. *Metally*, 2005, no. 5, pp. 94–98. (In Russian).
29. Maizza G., Pero R., Richetta M., Montanari R., Mater J. Continuous dynamic recrystallization (CDRX) model for aluminum alloys. *J. Mater. Sci.*, 2018, vol. 53, no. 6, pp. 4563–4573. DOI: 10.1007/s10853-017-1845-4.
30. Sun Z.C., Wu H.L., Cao J., Yin Z.K. Modeling of continuous dynamic recrystallization of Al-Zn-Cu-Mg alloy during hot deformation based on the internal-state-variable (ISV) method. *Int. J. Plast.*, 2018, vol. 106, pp. 73–87. DOI: 10.1016/j.ijplas.2018.03.002.
31. Smirnov A.S., Konovalov A.V., Muizemnek O.Yu. Modelling and Simulation of Strain Resistance of Alloys Taking into Account Barrier Effects. *Diagnostics, Resource and Mechanics of materials and structures*, 2015, iss. 1, pp. 61–72. DOI: 10.17804/2410-9908.2015.1.061-072. URL: [http://dream-journal.org/issues/2015-1/2015-1\\_18.html](http://dream-journal.org/issues/2015-1/2015-1_18.html)
32. Kondratev N.S., Trusov P.V. Calculation of the intergranular energy in two-level physical models for describing thermomechanical processing of polycrystals with account for discontinuous dynamic recrystallization. *Int. J. Nanomechanics Sci. Technol.*, 2016, vol. 7, no. 2, pp. 107–122. DOI: 10.1615/NanomechanicsSciTechnolIntJ.v7.i2.20.
33. Zhang C., Zhang L.-W., Shen W.-F., Xia Y.-N., Yan Y.-T. 3D Crystal Plasticity Finite Element Modeling of the Tensile Deformation of Polycrystalline Ferritic Stainless Steel. *Acta Metall. Sin. (English Lett.)*, 2017, vol. 30, no. 1, pp. 79–88. DOI: 10.1007/s40195-016-0488-9.
34. Opěla P., Kawulok P., Schindler I., Kawulok R., Rusz S., Navrátil H. On the zener-hollomon parameter, multi-layer perceptron and multivariate polynomials in the struggle for the peak and steady-state description. *Metals*, 2020, vol. 10, no. 11, pp. 1–20. DOI: 10.3390/met10111413.
35. Panicker S.S., Prasad K.S., Basak S. Panda S.K., Constitutive Behavior and Deep Drawability of Three Aluminum Alloys Under Different Temperatures and Deformation Speeds. *J. Mater. Eng. Perform.*, 2017, vol. 26, no. 8, pp. 3954–3969. DOI: 10.1007/s11665-017-2837-x.
36. Lin Y.C., Zhang J., Zhong J. Application of neural networks to predict the elevated temperature flow behavior of a low alloy steel. *Comput. Mater. Sci.*, 2008, vol. 43, no. 4, pp. 752–758. DOI: 10.1016/j.commatsci.2008.01.039.
37. Zhu Y., Cao Y., Liu C., Luo R., Li N. Shu G., Huang G., Liu Q., Dynamic behavior and modified artificial neural network model for predicting flow stress during hot deformation of Alloy 925. *Mater. Today Commun.*, 2020, vol. 25. DOI: 10.1016/j.mtcomm.2020.101329.
38. Yuan Z., Li F., Ji G., Qiao H., Li J. Flow stress prediction of SiCp/Al composites at varying strain rates and elevated temperatures. *J. Mater. Eng. Perform.*, 2014, vol. 23, no. 3, pp. 1016–1027. DOI: 10.1007/s11665-013-0838-y.
39. Lin Y.C., Fang X., Wang Y.P. Prediction of metadynamic softening in a multi-pass hot deformed low alloy steel using artificial neural network. *J. Mater. Sci.*, 2008, vol. 43, no. 16, pp. 5508–5515. DOI: 10.1007/s10853-008-2832-6.

40. Singh K., Rajput S.K., Mehta Y. Modeling of the hot deformation behavior of a high phosphorus steel using artificial neural networks. *Materials Discovery*, 2016, vol. 6, pp. 1–8. DOI: 10.1016/j.md.2017.03.001.
41. Bahrami A., Anijdan S.H.M. Hosseini H.R.M., Shafyei A., Narimani R., Effective parameters modeling in compression of an austenitic stainless steel using artificial neural network. *Comput. Mater. Sci.*, 2005, vol. 34, no. 4, pp. 335–341. DOI: 10.1016/j.commatsci.2005.01.006.
42. Li H.Y., Wei D.D., Li Y.H., Wang X.F., Application of artificial neural network and constitutive equations to describe the hot compressive behavior of 28CrMnMoV steel. *Mater. Des.*, 2012, vol. 35, pp. 557–562. DOI: 10.1016/j.matdes.2011.08.049.
43. Ji G., Li F., Li Q., Li H., Li Z. A comparative study on Arrhenius-type constitutive model and artificial neural network model to predict high-temperature deformation behaviour in Aermet100 steel. *Mater. Sci. Eng. A.*, 2011, vol. 528, no. 13–14, pp. 4774–4782. DOI: 10.1016/J.MSEA.2011.03.017.
44. Reddy N.S., Lee Y.H., Park C.H., Lee C.S. Prediction of flow stress in Ti-6Al-4V alloy with an equiaxed  $\alpha + \beta$  microstructure by artificial neural networks. *Mater. Sci. Eng. A*, 2008, vol. 492, no. 1–2, pp. 276–282.
45. Guo L.F., Li B.C., Zhang Z.M. Constitutive relationship model of TC21 alloy based on artificial neural network. *Trans. Nonferrous Met. Soc. China* (English Ed. The Nonferrous Metals Society of China, 2013, vol. 23, no. 6, pp. 1761–1765. DOI: 10.1016/S1003-6326(13)62658-8.
46. Sabokpa O., Zarei-Hanzaki A., Abedi H.R., Haghdadi N. Artificial neural network modeling to predict the high temperature flow behavior of an AZ81 magnesium alloy. *Mater. Des.*, 2012, vol. 39, pp. 390–396. DOI: 10.1016/j.matdes.2012.03.002.
47. Sani S.A., Ebrahimi G.R., Vafaenezhad H., Kiani-Rashid A.R. Modeling of hot deformation behavior and prediction of flow stress in a magnesium alloy using constitutive equation and artificial neural network (ANN) model. *J. Magnes. Alloy*, 2018, vol. 6, no. 2, pp. 134–144. DOI: 10.1016/j.jma.2018.05.002.
48. Anaraki M.T., Sanjari M., Akbarzadeh A. Modeling of high temperature rheological behavior of AZ61 Mg-alloy using inverse method and ANN. *Mater. Des.*, 2008, vol. 29, no. 9, pp. 1701–1706. DOI: 10.1016/j.matdes.2008.03.027.
49. Mehtedi M. El, Forcellese A., Greco L., Perialisi M., Simoncini M. Flow curve prediction of ZAM100 magnesium alloy sheets using artificial neural network-based models. *Procedia CIRP*, 2019, vol. 79, p. 661–666. DOI: 10.1016/j.procir.2019.02.050.
50. Song R.G., Zhang Q.Z., Tseng M.K., Zhang B.J. The application of artificial neural networks to the investigation of aging dynamics in 7175 aluminium alloys. *Mater. Sci. Eng. C*, 1995, vol. 3, no. 1, pp. 39–41.
51. Bruni C., Forcellese A., Gabrielli F., Simoncini M. Modelling of the rheological behaviour of aluminium alloys in multistep hot deformation using the multiple regression analysis and artificial neural network techniques. *J. Mater. Process. Technol.*, 2006, vol. 177, no. 1–3, pp. 323–326. DOI: 10.1016/j.jmatprotec.2006.03.230.
52. Dixit M.C., Srivastava N., Rajput S.K. Modeling of flow stress of AA6061 under hot compression using artificial neural network. *Mater. Today Proc.*, 2017, vol. 4, no. 2, pp. 1964–1971. DOI: 10.1016/j.matpr.2017.02.042.
53. Haghdadi N., Zarei-Hanzaki A., Khalesian A.R., Abedi H.R. Artificial neural network modeling to predict the hot deformation behavior of an A356 aluminum alloy. *Mater. Des.*, 2013, vol. 49, pp. 386–391. DOI: 10.1016/j.matdes.2012.12.082.
54. Lu Z., Pan Q., Liu X., Qin Y., He Y., Cao S. Artificial neural network prediction to the hot compressive deformation behavior of Al-Cu-Mg-Ag heat-resistant aluminum alloy. *Mech. Res. Commun.*, 2011, vol. 38, no. 3, pp. 192–197. DOI: 10.1016/j.mechrescom.2011.02.015.

55. Yang Y., Li F., Yuan Z., Qiao H. A modified constitutive equation for aluminum alloy reinforced by silicon carbide particles at elevated temperature. *J. Mater. Eng. Perform.*, 2013, vol. 22, no. 9, pp. 2641–2655. DOI: 10.1007/s11665-013-0550-y.
56. Jalham I.S. Modeling capability of the artificial neural network (ANN) to predict the effect of the hot deformation parameters on the strength of Al-base metal matrix composites. *Compos. Sci. Technol.*, 2003, vol. 63, no. 1, pp. 63–67. DOI: 10.1016/S0266-3538(02)00176-8.
57. Konovalov A.V., Smirnov A.S. Influence of dynamic strain aging of AMg6 alloy on strain resistance. *Fiziko-khimicheskaya Kinetika v Gazovoy Dinamike*, 2011, vol. 11, no. 1, pp. 12–16. (In Russian).
58. Konovalov A.V., Smirnov A.S. Identification of a strain resistance model of metals according to the results of compression tests of specimens. *Zavodskaya laboratoriya. Diagnostika materialov*, 2010, vol. 76, no 1, pp. 53–56. (In Russian).
59. Li H., Phung D. Journal of Machine Learning Research: Preface. *J. Mach. Learn. Res.*, 2014, vol. 39, no. 2014, pp. 1–2.
60. Konovalov A.V., Smirnov A.S. Simulation of strain resistance of AMg6 alloy under hot temperature deformation. *Deformatsiya i Razrusheniye Materialov*, 2008, no 5, pp. 33–36. (In Russian).



Подана в журнал: 02.10.2020






УДК 539.374

DOI: 10.17804/2410-9908.2020.6.010-026

## НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ РЕОЛОГИИ СПЛАВА АМГ6 В УСЛОВИЯХ ПРОЯВЛЕНИЯ БАРЬЕРНОГО ЭФФЕКТА ДИСПЕРСОИДАМИ И ЗАМЕДЛЕНИЯ ДИНАМИЧЕСКИХ РЕЛАКСАЦИОННЫХ ПРОЦЕССОВ

А. С. Смирнов\*, А. В. Коновалов, В. С. Канакин

*Институт машиноведения УрО РАН,  
34, ул. Комсомольская, г. Екатеринбург, 620049, Российская Федерация*

- a)  <http://orcid.org/0000-0002-5826-491X>  [smirnov@imach.uran.ru](mailto:smirnov@imach.uran.ru);  
б)  <http://orcid.org/0000-0001-9131-8636>  [avk@imach.uran.ru](mailto:avk@imach.uran.ru);  
в)  [kanakin.v.s@gmail.com](mailto:kanakin.v.s@gmail.com)

\*Ответственный автор. Электронная почта: [smirnov@imach.uran.ru](mailto:smirnov@imach.uran.ru)  
Адрес для переписки: ул. Комсомольская, 34, г. Екатеринбург, Российская Федерация  
Тел.: +7 (343) 362–30–43, факс: +7 (343) 374–53–30

В статье с помощью нейронной сети моделируется сопротивление деформации сплава АМг6 в диапазоне температур 300–500 °С и скоростей деформаций 1–25 с<sup>-1</sup>, в котором происходит блокирование движения свободных дислокаций и замедление динамических релаксационных процессов. Результаты обучения нейронной сети и ее верификации при температуре, не применявшейся при обучении, показали, что нейронные сети с одним скрытым слоем могут корректно аппроксимировать и прогнозировать реологическое поведение сплава АМг6 в исследуемом температурно-скоростном диапазоне деформаций.

**Ключевые слова:** нейронная сеть, сопротивление деформации, высокая температура, алюминевый сплав, АМг6, барьерный эффект.

### 1. Введение

Металлические материалы при формировании требуемой геометрии методами обработки давлением в условиях комнатных температур подвержены высокой интенсивности накопления поврежденности. Это может приводить к появлению трещин на стадии изготовления, а также к формированию сравнительно небольшого остаточного ресурса изделия [1–4]. В связи с этим изделия из малопластичных металлических материалов производят в условиях высоких температур. В частности, к таким малопластичным материалам относятся конструкционные высоколегированные алюминиевые сплавы систем Al-Mg, Al-Cu-Mg, Al-Zn-Mg-Cu, Al-Mg-Li и др. В высоколегированных алюминиевых сплавах при повышенных температурах деформаций протекают неравновесные процессы, связанные с упрочнением и разупрочнением. Разупрочнение в алюминиевых сплавах происходит посредством динамического возврата, непрерывной и прерывистой динамической рекристаллизации [5–8]. Основным механизмом упрочнения в сплавах является процесс, связанный с увеличением плотности дислокаций, приводящий к затруднению движения свободных дислокаций. Дополнительно к этому механизму в высоколегированных алюминиевых сплавах может происходить блокирование движения свободных дислокаций примесными атомами и дисперсоидами [9–11]. Барьерный эффект блокирования свободных дислокаций обычно связывают с эффектами Портовена–Ле Шателье, Савара–Массона и обратной скоростной зависимостью сопротивления деформации от скорости деформации [9, 12–16]. Взаимодействие процессов упрочнения и разупрочнения в условиях высоких температур деформаций приводит к влиянию истории деформирования на сопротивление деформации в каждый момент времени деформирования.

Наличие кривых сопротивления деформации для различных температур и скоростей деформаций позволяет моделировать процессы изготовления изделий [17], а также выбирать оптимальные условия деформирования заготовки для уменьшения поврежденности в детали после изготовления [18–21]. Для описания кривых сопротивления деформации металлических материалов в условиях высоких температур используют математические модели, которые можно разделить на несколько типов: феноменологические [22–26], структурно-феноменологические [25, 27–31], физически обоснованные [25, 32, 33] и нейронные сети [21, 34–38]. Последний тип моделей следует выделить в отдельную группу, хотя они построены на основе классического феноменологического подхода. Недостатком феноменологических моделей является то, что в них отсутствуют внутренние переменные, описывающие явным образом изменение структуры материала в процессе деформации, а также использование в качестве аргументов текущих значений термомеханических параметров деформации (температура, скорость и степень деформации). В результате применение таких моделей не позволяет управлять структурой материала в процессе деформации, а также корректно описывать поведение кривой сопротивления деформации при изменении термомеханических параметров деформации, отличных от тех, для которых были получены коэффициенты модели. Этими же недостатками обладают все созданные на текущий момент модели с использованием нейронных сетей. Тем не менее гибкий подход построения нейронных сетей через изменение ее архитектуры технически позволяет устранить эти недостатки. Структурно-феноменологический подход позволяет достаточно гибко решать проблемы, связанные с необходимостью учитывать влияние истории деформации на формирование структуры и поведение кривой сопротивления деформации моделируемого сплава. Для этого модель, как правило, записывается в виде системы дифференциальных уравнений, в которой внутренние переменные описывают структурное формирование материала в процессе деформации. Такого типа модели были ранее построены как авторами статьи, так и другими коллективами [28–31]. Физически обоснованные модели объясняют физические аспекты деформации материала. Большинство из них связано с теорией термодинамики, термически активированным дислокационным движением и кинетикой скольжения дислокаций. По сравнению со структурно-феноменологическими моделями они могут прогнозировать анизотропию свойств материала с использованием большого числа материальных констант, определение которых для высоколегированных сплавов и композитов является нетривиальной задачей.

Несмотря на то, что предложенные архитектуры нейронных сетей пока не могут учитывать влияние истории деформирования на сопротивление деформации сплава, тем не менее, как показал опыт авторов статьи, нейронные сети целесообразно применять для аппроксимации экспериментальных данных сопротивления деформации и их интерполяции на термомеханические условия, для которых не были получены экспериментальные данные. Ранее нейронные сети были использованы для описания кривых сопротивления деформации большого количества металлических материалов, таких как стали [39–43], титановые сплавы [44, 45], магниевые сплавы [46–49], алюминиевые сплавы [50–54], металломатричные композиты [55, 56]. Однако моделирование реологического поведения сплавов не проводилось для материалов, в которых процесс блокирования движения свободных дислокаций примесными атомами или дисперсоидами приводил бы к обратной скоростной зависимости сопротивления деформации или повторному росту сопротивления деформации после стадии разупрочнения. Как показано в работах [9, 31, 57], в сплаве АМг6 при нагружении в широком диапазоне скоростей и температур деформаций на кривой сопротивления деформации проявляются эффекты Портвена–Ле Шателье, присутствует обратная скоростная зависимость сопротивления деформации, а на кривой сопротивления деформации можно выделить участок, вызванный блокированием движения свободных дислокаций, а также замедлением процесса рекристаллизации. Цель работы – проверка возможности нейронных сетей описывать реологическое поведение сплава АМг6 для диапазона температур и скоростей деформаций,

в котором проявляется барьерный эффект дисперсоидов, а также присутствуют процессы, замедляющие динамическую рекристаллизацию.

## 2. Материалы и методы исследования

Из прутка сплава АМг6 (Al – 92,4; Mg – 6,56; Fe – 0,27; Si – 0,16; Cu – 0,013; Mn – 0,05; Ti – 0,04; Zn – 0,02; Be – 0,0012 %) диаметром 10 мм были выточены цилиндрические образцы диаметром  $8 \pm 0,1$  мм и высотой  $12 \pm 0,1$  мм, которые сжимали на кулачковом пластометре центра коллективного пользования «Пластометрия» ИМАШ УрО РАН при температурах 300, 350, 400, 450 и 500 °С. Образцы перед деформацией были отожжены в вакууме при температуре 500 °С в течение 4 ч.

Для предотвращения тепловых потерь в процессе испытания образец обертывали каолиновой ватой и вместе с бойками помещали в металлический контейнер. Контейнер с образцом нагревали в электропечи до температуры испытания и затем переносили из печи в рабочее пространство установки, где проводили деформацию образца. Контроль температуры образца в процессе нагрева и ее изменения внутри контейнера в ходе испытания осуществляли с помощью алюмель-хромелевой термопары. Поскольку не удается избежать падения температуры образца в процессе переноса контейнера из печи до начала сжатия образца, то образцы перегревали на 4 °С относительно предполагаемой температуры испытания. В результате гарантированная температура начала деформации образца находилась в диапазоне  $\pm 2$  °С относительно температуры испытания. В качестве смазки между образцом и бойками использовали смазку на основе графита, имеющую коэффициент трения по Кулону  $\mu = 0,1$  для алюминиевых сплавов в диапазоне температур 300–400 °С и  $\mu = 0,15$  при температуре 500 °С. Коэффициенты трения были определены по методике, описанной в работе [58].

Для обучения и верификации нейронной сети использовали зависимости сопротивления деформации от степени, скорости и температуры деформации, построенные по изотермической структурно-феноменологической модели сопротивления деформации для случая постоянной скорости деформации [31]. Эта модель учитывает упрочнение сплава за счет приращения плотности дислокаций, а также барьерного эффекта блокирования свободных дислокаций, роста границ зерен и субзерен. Также в модели учитываются процессы разупрочнения, связанные с прохождением возврата и динамической рекристаллизации. В работе [31] модель была идентифицирована по экспериментам, в которых скорость деформации образцов во времени изменялась немонотонно. Среднее относительное отклонение экспериментальных кривых от расчетных для диапазона температур 300–500 °С и скоростей деформаций 5–25  $\text{с}^{-1}$  не превышало 1,6 %, что можно считать хорошей инженерной точностью.

Исследование микроструктуры выполняли методом дифракции отраженных электронов (ДОЭ) на растровом электронном микроскопе MIRA 3 TESCAN с приставкой для анализа ДОЭ OXFORD HKLNordlysF+ в Институте машиноведения УрО РАН и методом просвечивающей электронной микроскопии на микроскопе JEM200CX в центре коллективного пользования Института физики металлов УрО РАН «Испытательный центр нанотехнологий и перспективных материалов». Шаг сканирования при анализе с помощью метода ДОЭ был равен 300 нм. Анализ микроструктуры проводили по одному представительному образцу из серии аналогичных опытов. Считали, что зерна имели разориентацию более 15°, а разориентация субзерен составляла 2–15°. При восстановлении микроструктуры образцов считали, что зерно не может быть меньше удвоенного шага сканирования, т. е. на одно зерно должно приходиться, по меньшей мере, две точки с определенным кристаллографическим направлением.

Построение, обучение и верификацию нейронной сети выполняли с использованием библиотеки scikit-learn [59].



### 3. Нейронная сеть и ее обучение

У исследуемого в статье сплава АМгб при температурах 400 и 500 °С в диапазоне скоростей деформаций 5–25 с<sup>-1</sup> в условиях сжатия кривая сопротивления деформации сплава АМгб состоит из нескольких участков [31]. Вначале идет упрочнение материала, затем его разупрочнение, которое опять сменяется упрочнением материала. Используя метод дифракции отраженных электронов и просвечивающую электронную микроскопию, было выяснено, что основным процессом разупрочнения при исследуемых температурах является динамическая рекристаллизация. Причинами появления второго участка упрочнения на кривой сопротивления деформации является замедление процесса динамической рекристаллизации, а также влияние барьерного эффекта блокирования дисперсоидами свободных дислокаций, границ зерен и субзерен. На рис. 1 представлены изображения микроструктур до и после деформации при температурах 300, 400 и 500 °С, построенные с использованием метода дифракции отраженных электронов. Приведенные микроструктуры на рис. 1 были получены в центре образца после относительного сжатия, равного 65 %. На рис. 2 приведены изображения дислокаций в сплаве АМгб, заблокированных на дисперсоидах.

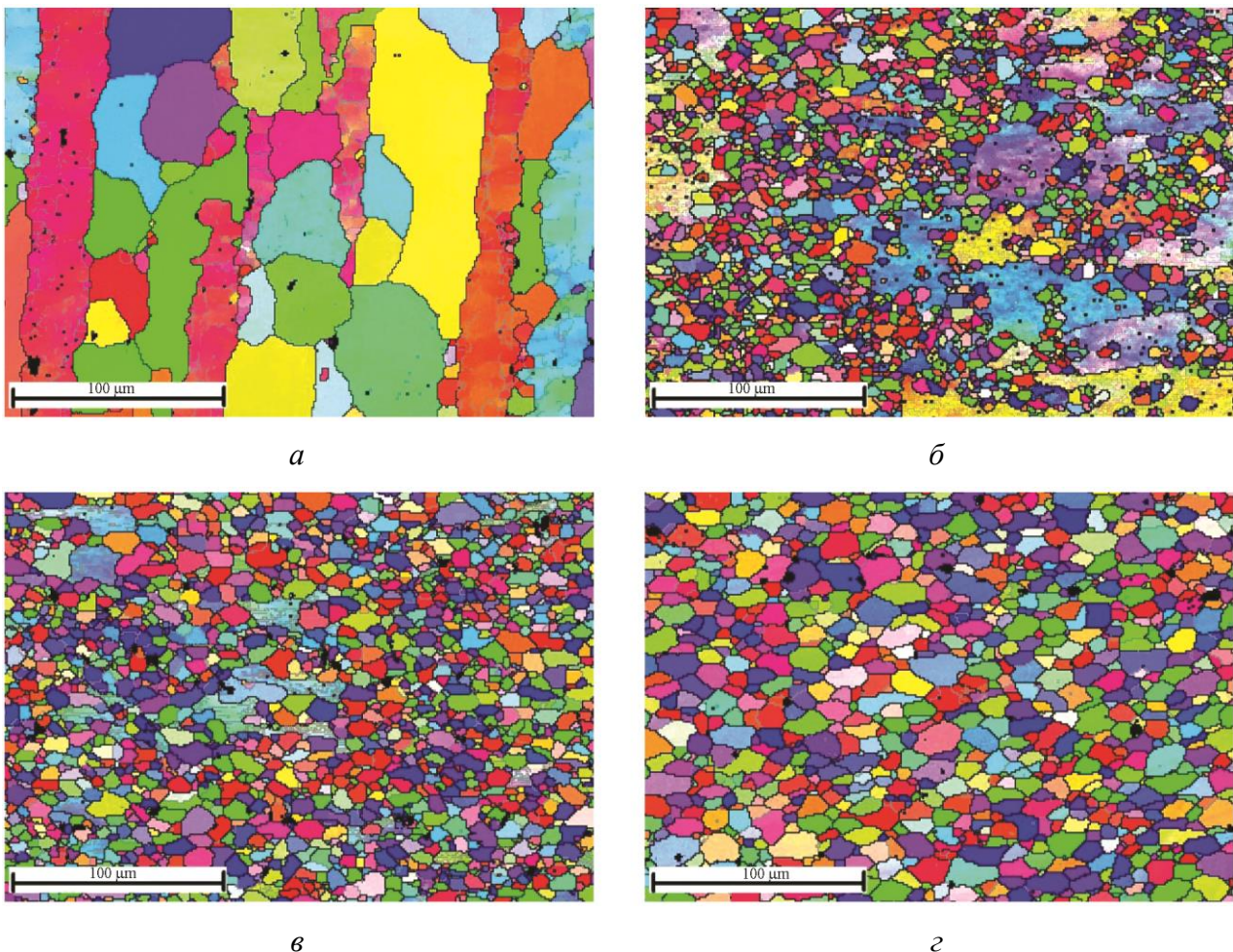


Рис. 1. Микроструктура в центральной зоне образца из сплава АМгб перед деформацией (а) и после деформации со средней скоростью деформации 18 с<sup>-1</sup> при температурах 300 (б), 400 (в) и 500 °С (г)

Для описания реологического поведения сплава АМгб в диапазоне 300–500 °С и скоростей деформаций 5–25 с<sup>-1</sup> использовалась схема нейронной сети (рис. 3). Обучение

нейронной сети проводилось при температурах 300, 350, 400 и 500 °С. Температура 450 °С не использовалась при обучении, а применялась при верификации. Перед обучением все данные были случайным образом перемешаны.

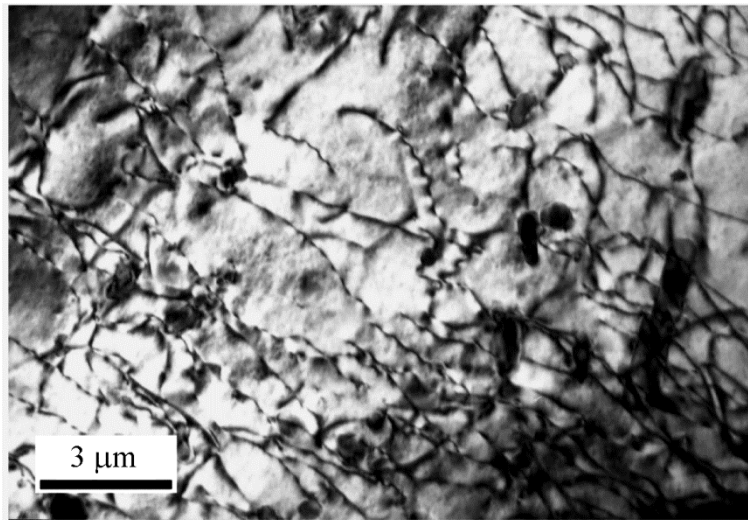


Рис. 2. Дисперсоиды и дислокации в сплаве АМг6 после деформации

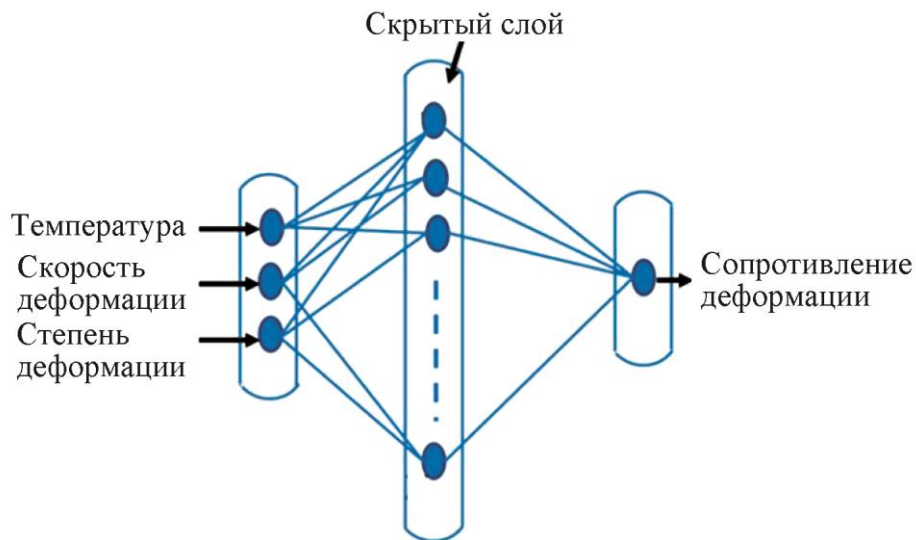


Рис. 3. Схема нейронной сети, используемая для описания реологического поведения сплава АМг6

Поскольку точность описания нейронной сети зависит от количества нейронов в скрытом слое, то были проведены вычислительные эксперименты по определению влияния количества нейронов на среднее относительное отклонение  $\delta$  экспериментальных данных от рассчитанных. Среднее относительное отклонение  $\delta$  вычисляли по следующей формуле:

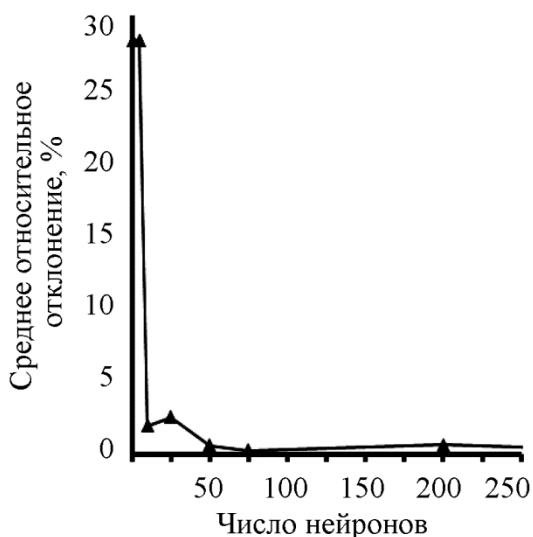
$$\delta = \frac{1}{N} \left( \sum_{i=1}^N \frac{|\sigma_i - z_i|}{z_i} \right) \cdot 100\%,$$

где  $N$  – общее число точек, примененных при обучении нейронной сети;  $\sigma_i$  и  $z_i$  – рассчитанное и использованное при обучении нейронной сети сопротивление деформации соответ-

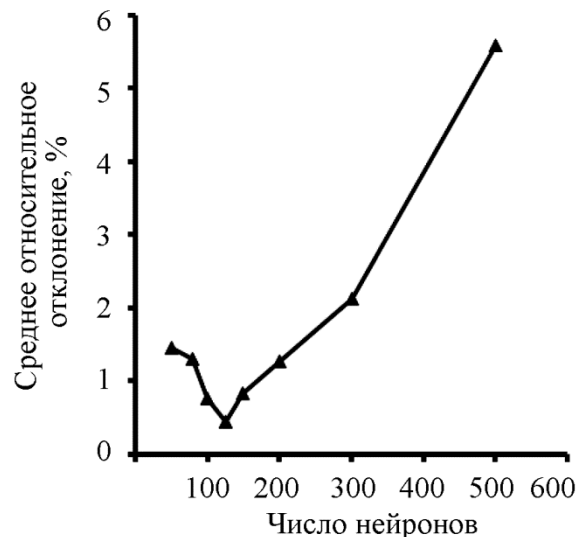
ственно. На рис. 4, *a* приведена зависимость влияния числа нейронов в скрытом слое на среднее относительное отклонение  $\delta$  при приведенных в таблице параметрах архитектуры нейронной сети. Исходя из данной зависимости, можно увидеть, что нейронная сеть с хорошей инженерной точностью аппроксимирует кривые сопротивления деформации начиная с 10 нейронов, а с 50 нейронов – влияние количества нейронов на точность аппроксимации отсутствует.

Архитектура нейронной сети, используемая при определении рационального числа нейронов

Параметр	Значение
Алгоритм обучения сети	Backpropagation
Функция активации	Логистическая
Количество эпох	7000
Входной слой	Скорость деформации – Степень деформации – Температура
Выходной слой	Сопротивление деформации
Число скрытых слоев	1



*a*



*б*

Рис. 4. Влияние числа нейронов на среднее относительное отклонение  $\delta$  при обучении (*a*) и верификации (*б*) нейронной сети при температуре 450 °С и скорости деформации 15 с<sup>-1</sup>

Верификацию нейронной сети проводили при температуре 450 °С, которая не применялась при обучении. На рис. 4, *б* показана зависимость влияния числа нейронов на среднее относительное отклонение  $\delta$  при прогнозировании сопротивления деформации сплава АМг6 при температуре 450 °С и скорости деформации 15 с<sup>-1</sup>, а на рис. 5 приведено влияние числа нейронов на прогнозирование поведения кривой сопротивления деформации при этих же термомеханических параметрах. Данные рисунков 4, *б* и 5 показывают, что нейронная сеть с числом нейронов, равным 50, некорректно описывает начальный участок упрочнения и разупрочнения сплава АМг6 при достаточно хорошем описании в среднем кривой сопротивления деформации. Дальнейшее увеличение числа нейронов до 125 приводит к значительно лучшему прогнозированию сопротивления деформации, после чего последующее увеличе-



ние числа нейронов ухудшает способность нейронной сети прогнозировать сопротивление деформации. Однако нейронная сеть со 100 нейронами значительно лучше описывает начальный участок упрочнения и разупрочнения в сравнении с нейронной сетью со 125 нейронами (рис. 5), при этом остается приемлемое описание кривой сопротивления деформации для инженерных расчетов. На основании полученных данных можно сделать вывод, что рациональным количеством нейронов для описания поведения сплава АМгб в температурно-скоростном диапазоне деформаций, в котором присутствуют барьерные эффекты, связанные с блокированием движения свободных дислокаций, ростом зерен и субзерен, является 100 нейронов.

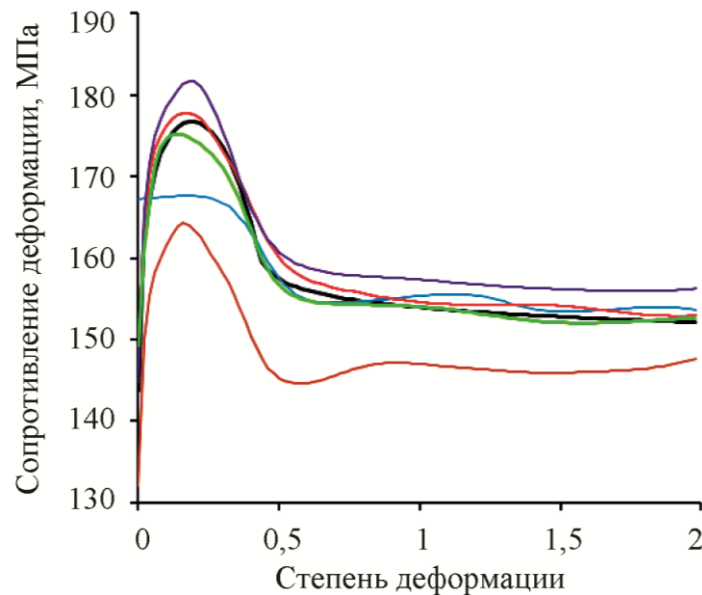


Рис. 5. Влияние числа нейронов на прогнозируемый вид кривой сопротивления деформации при температуре 450 °С и скорости деформации 15 с<sup>-1</sup>. Черная кривая – данные, используемые при верификации сети; цветные кривые – спрогнозированные нейронной сетью результаты при числе нейронов: 50 (синяя кривая); 100 (красная кривая); 125 (зеленая кривая); 300 (фиолетовая кривая) и 500 (коричневая кривая)

Полученное рациональное число нейронов для описания реологического поведения сплава АМгб в диапазоне температур 300–500 °С значительно превышает число нейронов, определенное другими исследователями для алюминиевых сплавов [50–54]. Однако в данных трудах не рассматриваются условия, в которых существенно проявляются барьерные эффекты от дисперсоидов, а также не приводятся данные по верификации нейронной сети для условий нагружения при температуре деформации, не используемой при обучении сети.

На рис. 6 приведены результаты аппроксимации с помощью нейронной сети кривых сопротивления деформации сплава АМгб в диапазоне температур 300–500 °С и скоростей деформаций 1–25 с<sup>-1</sup> при использовании архитектуры нейронной сети из таблицы и числе нейронов 100 ед. Среднее относительное отклонение  $\delta$  расчетных данных от аппроксимируемых составило 0,8 %, что значительно лучше требуемой точности для инженерных расчетов.

Несмотря на то, что рассматриваемая нейронная сеть в статье не учитывает влияние истории нагружения на сопротивление деформации, например, как модели из работ [28, 31, 60], тем не менее она может быть полезна при интерполяции экспериментальных данных для моделирования термомеханических условий деформирования изделий, для которых нет экспериментальных точек. Причем, как показали результаты исследований,



приведенные в данной статье, интерполяция может осуществляться с достаточно хорошей инженерной точностью.

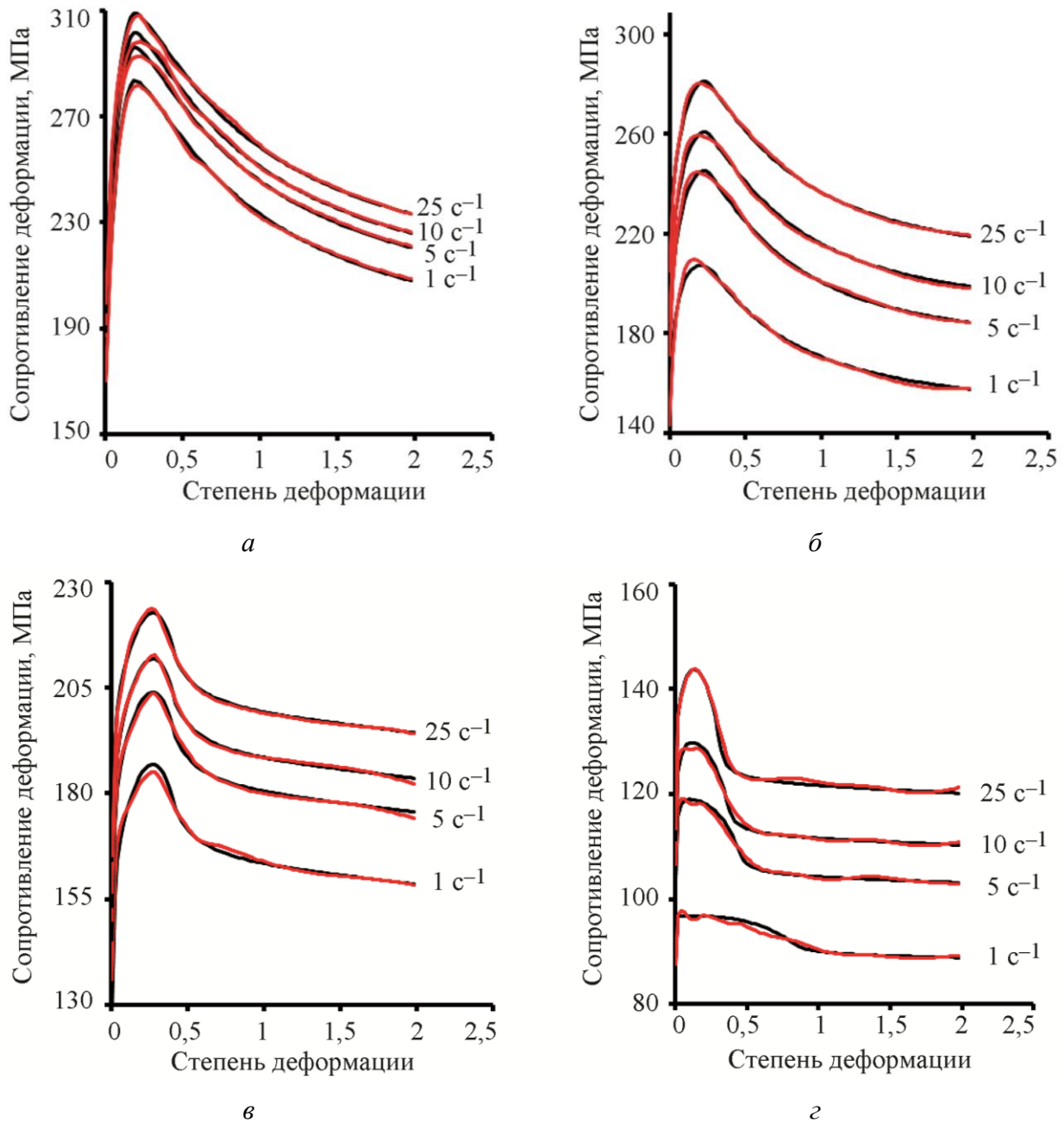


Рис. 6. Данные по сопротивлению деформации сплава АМг6, используемые для обучения нейронной сети (черная кривая), и их аппроксимация нейронной сетью при 100 нейронах (красная кривая) при температуре деформации 300 (а), 350 (б), 400 (в) и 500 °С (з)

#### 4. Заключение

1. Предложена архитектура нейронной сети, описывающая реологическое поведение сплава АМг6 в диапазоне температур 300–500 °С и скоростей деформаций 1–25 с<sup>-1</sup>.
2. Предложенная архитектура нейронной сети со 100 нейронами корректно описывает и прогнозирует реологическое поведение сплава АМг6 в температурно-скоростном диапазоне деформаций, в котором происходит блокирование движения свободных дислокаций и замедление динамических релаксационных процессов.

## Благодарность

*Работа выполнена при финансовой поддержке гранта РФФИ 19-08-00765 в части моделирования реологического поведения материалов, а также в рамках программы исследований Института машиноведения УрО РАН (проект № АААА-А18-118020790140-5) в части изучения реологического поведения сплава АМг6.*

## Литература

1. Vichuzhanin D. I., Khotinov V. A., Smirnov S. V. The Effect of the Stress State on the Ultimate Plasticity of Steel X80 // *Diagnostics, Resource and Mechanics of materials and structures*. – 2015. – Iss. 1. – P. 73–89. – DOI: 10.17804/2410-9908.2015.1.073-089. – URL: [http://dream-journal.org/issues/2015-1/2015-1\\_21.html](http://dream-journal.org/issues/2015-1/2015-1_21.html)
2. A fracture locus for a 50 volume-percent Al/SiC metal matrix composite at high temperature / S. V. Smirnov, D. I. Vichuzhanin, A. V. Nesterenko, A. S. Smirnov, N. B. Pugacheva, A. V. Konovalov // *Int. J. Mater. Form.* – 2017. – Vol. 10, no. 5. – P. 831–843. – DOI: 10.1007/s12289-016-1323-6.
3. A fracture locus for commercially pure aluminum at 300°C / S. V. Smirnov, D. I. Vichuzhanin, A. V. Nesterenko, A. S. Igumnov // *AIP Conf. Proc.* – 2016. – Vol. 1785. – P. 1–5. – DOI: 10.1063/1.4967124.
4. Smirnov S. V. Accumulation and Healing of Damage during Plastic Metal Forming Simulation and Experiment // *Key Eng. Mater. Trans Tech Publications*. – 2012. – Vol. 528. – P. 61–69. – DOI: 10.4028/www.scientific.net/KEM.528.61.
5. Recrystallization and Related Annealing Phenomena / A. Rollett, F. Humphreys, G. S. Rohrer, M. Hatherly. – Elsevier Ltd., 2004. – 628 p.
6. Current issues in recrystallization: A review / R. D. Doherty, D. A. Hughes, F. J. Humphreys, J. J. Jonas, Jensen D. Juul, M. E. Kassner, W. E. King, T. R. McNelley, H. J. McQueen, A. D. Rollett // *Mater. Sci. Eng. A*. – 1997. – Vol. 238, no. 2. – P. 219–274. – DOI: 10.1016/S0921-5093(97)00424-3.
7. Полухин П. И., Горелик С. С., Воронцов В. К. Физические основы пластической деформации. – М.: Металлургия, 1982. – 584 с.
8. Горелик С. С., Добаткин С. В., Капуткина Л. М. Рекристаллизация металлов и сплавов. – 3-е изд. – М.: МИССИС, 2005. – 432 с.
9. Влияние состояния примесей на скачкообразную деформацию сплава АМГ6 / А. А. Шибков, А. А. Мазилкин, С. Г. Протасова, Д. В. Михлик, А. Е. Золотов, М. А. Желтов, А. В. Шуклинов // *Деформация и разрушение материалов*. – 2008. – № 5. – С. 24–32.
10. Effects of Temperature on Serrated Flows of Al<sub>0.5</sub>CoCrCuFeNi High-Entropy Alloy / S. Chen, X. Xie, B. Chen, J. Qiao, Y. Zhang, Y. Ren, K. A. Dahmen, P. K. Liaw // *JOM*. – 2015. – Vol. 67 (10). – P. 2314–2320. – DOI: 10.1007/s11837-015-1580-8.
11. Беляев А. И., Бочвар О. С., Буйнов Н. Н. *Металловедение алюминия и его сплавов*. – М.: Металлургия, 1983. – 280 с.
12. Anjabin N., Karimi Taheri A., Kim H. S. Simulation and experimental analyses of dynamic strain aging of a supersaturated age hardenable aluminum alloy // *Mater. Sci. Eng. A*. – 2013. – Vol. 585. – P. 165–173.
13. Wang C., Xu Y., Han E. Serrated flow and abnormal strain rate sensitivity of a magnesium–lithium alloy // *Mater. Lett.* – 2006. – Vol. 60, no. 24. – P. 2941–2944.
14. Hähner P., Rizzi E. On the kinematics of portevin-le chatelier bands: Theoretical and numerical modelling // *Acta Mater.* – 2003. – Vol. 51, no. 12. – P. 3385–3397. – DOI: 10.1016/S1359-6454(03)00122-8.

15. Криштал М. М. Прерывистая текучесть в алюминиево-магниево-сплавов // Физика металлов и металловедение. – 1990. – № 12. – С. 140–143.
16. Rizzi E., Hähner P. On the Portevin-Le Chatelier effect: Theoretical modeling- and numerical results // Int. J. Plast. – 2004. – Vol. 20, no. 1. – P. 121–165. – DOI: 10.1016/S0749-6419(03)00035-4.
17. Smirnov S. V., Veretennikova I. A., Vichuzhanin D. I. Modeling of delamination in multilayer metals produced by explosive welding under plastic deformation // Comput. Contin. Mech. – 2014. – Vol. 7, no. 4. – P. 398–411. – DOI: 10.7242/1999-6691/2014.7.4.38.
18. Study on hot deformation behavior and workability of squeeze-cast 20 vol%SiCw/6061Al composites using processing map / W. Xu, X. Jin, W. Xiong, X. Zeng, D. Shan // Mater. Charact. – 2018. – Vol. 135. – P. 154–166. – DOI: 10.1016/j.matchar.2017.11.026.
19. Jang D. H., Kim W. J. Warm Temperature Deformation Behavior and Processing Maps of 5182 and 7075 Aluminum Alloy Sheets with Fine Grains // Met. Mater. Int. – 2018. – Vol. 24, no. 3. – P. 455–463. – DOI: 10.1007/s12540-018-0061-3.
20. Thermal deformation behavior and processing maps of 7075 aluminum alloy sheet based on isothermal uniaxial tensile tests / J. Lu, Y. Song, L. Hua, K. Zheng, D. Dai // J. Alloys Compd. – 2018. – Vol. 767. – P. 856–869. – DOI: 10.1016/j.jallcom.2018.07.173.
21. Investigation on longitudinal weld seams during porthole die extrusion process of high strength 7075 aluminum alloy / G. Chen, L. Chen, G. Zhao, B. Lu // Int. J. Adv. Manuf. Technol. – 2017. – Vol. 91, nos. 5–8. – P. 1897–1907. – DOI: 10.1007/s00170-016-9902-8.
22. Abo-Elkhier M. Modeling of High-Temperature Deformation of Commercial Pure Aluminum (1050) // J. Mater. Eng. Perform. – 2004. – Vol. 13, no. 2. – P. 241–247. – DOI: 10.1361/10599490418280.
23. Коджаспиров Г. Е. Физическое моделирование процессов термомеханической обработки и управление структурой конструкционной стали // Вопросы материаловедения. – 2009. – № 3. – С. 65–84.
24. Полухин П. И., Гун Г. Я., Галкин А. М. Сопротивление пластической деформации металлов и сплавов : справочник. – 2-е изд.. – М. : Металлургия, 1983. – 352 с.
25. Lin Y. C., Chen X.-M. A critical review of experimental results and constitutive descriptions for metals and alloys in hot working // Mater. Des. – 2011. – Vol. 32, no. 4. – P. 1733–1759. – DOI: 10.1016/j.matdes.2010.11.048.
26. Пластометрические исследования металлов / Н. А. Мочалов, А. М. Галкин, С. Н. Мочалов, Д. Ю. Парфенов. – М. : Интермет инжиниринг, 2003. – 318 с.
27. Gourdet S., Montheillet F. A model of continuous dynamic recrystallization // Acta Mater. – 2003. – Vol. 51, no. 9. – P. 2685–2699. – DOI: 10.1016/S1359-6454(03)00078-8.
28. Коновалов А. В. Вязкопластическая модель сопротивления металла высокотемпературной деформации // Металлы. – 2005. – № 5. – С. 94–98.
29. Continuous dynamic recrystallization (CDRX) model for aluminum alloys / G. Maizza, R. Pero, M. Richetta, R. Montanari // J. Mater. Sci. – 2018. – Vol. 53, no. 6. – P. 4563–4573. – DOI: 10.1007/s10853-017-1845-4.
30. Modeling of continuous dynamic recrystallization of Al-Zn-Cu-Mg alloy during hot deformation based on the internal-state-variable (ISV) method / Z. C. Sun, H. L. Wu, J. Cao, Z. K. Yin // Int. J. Plast. – 2018. – Vol. 106. – P. 73–87. – DOI: 10.1016/j.ijplas.2018.03.002.
31. Smirnov A. S., Konovalov A. V., Muizemnek O. Yu. Modelling and Simulation of Strain Resistance of Alloys Taking into Account Barrier Effects // Diagnostics, Resource and Mechanics of materials and structures. – 2015. – Iss. 1. – P. 61–72. – DOI: 10.17804/2410-9908.2015.1.061-072. – URL: [http://dream-journal.org/issues/2015-1/2015-1\\_18.html](http://dream-journal.org/issues/2015-1/2015-1_18.html)
32. Kondratev N. S., Trusov P. V. Calculation of the intergranular energy in two-level physical models for describing thermomechanical processing of polycrystals with account for discontinuous

- dynamic recrystallization // *Int. J. Nanomechanics Sci. Technol.* – 2016. – Vol. 7, no. 2. – P. 107–122. – DOI: 10.1615/NanomechanicsSciTechnolIntJ.v7.i2.20.
33. 3D Crystal Plasticity Finite Element Modeling of the Tensile Deformation of Polycrystalline Ferritic Stainless Steel / C. Zhang, L.-W. Zhang, W.-F. Shen, Y.-N. Xia, Y.-T. Yan // *Acta Metall. Sin. (English Lett.)*. – 2017. – Vol. 30, no. 1. – P. 79–88. – DOI: 10.1007/s40195-016-0488-9.
34. On the zener-hollomon parameter, multi-layer perceptron and multivariate polynomials in the struggle for the peak and steady-state description / P. Opěla, P. Kawulok, I. Schindler, R. Kawulok, S. Ruzs, H. Navrátil // *Metals*. – 2020. – Vol. 10, no. 11. – P. 1–20. – DOI: 10.3390/met10111413.
35. Constitutive Behavior and Deep Drawability of Three Aluminum Alloys Under Different Temperatures and Deformation Speeds / S. S. Panicker, K. S. Prasad, S. Basak, S. K. Panda // *J. Mater. Eng. Perform.* – 2017. – Vol. 26, no. 8. – P. 3954–3969. – DOI: 10.1007/s11665-017-2837-x.
36. Lin Y. C., Zhang J., Zhong J. Application of neural networks to predict the elevated temperature flow behavior of a low alloy steel // *Comput. Mater. Sci.* – 2008. – Vol. 43, no. 4. – P. 752–758. – DOI: 10.1016/j.commatsci.2008.01.039.
37. Dynamic behavior and modified artificial neural network model for predicting flow stress during hot deformation of Alloy 925 / Y. Zhu, Y. Cao, C. Liu, R. Luo, N. Li, G. Shu, G. Huang, Q. Liu // *Mater. Today Commun.* – 2020. – Vol. 25. – P. 101329. – DOI: 10.1016/j.mtcomm.2020.101329.
38. Flow stress prediction of SiCp/Al composites at varying strain rates and elevated temperatures / Z. Yuan, F. Li, G. Ji, H. Qiao, J. Li // *J. Mater. Eng. Perform.* – 2014. – Vol. 23, no. 3. – P. 1016–1027. – DOI: 10.1007/s11665-013-0838-y.
39. Lin Y. C., Fang X., Wang Y. P. Prediction of metadynamic softening in a multi-pass hot deformed low alloy steel using artificial neural network // *J. Mater. Sci.* – 2008. – Vol. 43, no. 16. – P. 5508–5515. – DOI: 10.1007/s10853-008-2832-6.
40. Singh K., Rajput S. K., Mehta Y. Modeling of the hot deformation behavior of a high phosphorus steel using artificial neural networks // *Mater. Discov.* – 2016. – Vol. 6. – P. 1–8. – DOI: 10.1016/j.md.2017.03.001
41. Effective parameters modeling in compression of an austenitic stainless steel using artificial neural network / A. Bahrami, S. H. M. Anijdan, H. R. M. Hosseini, A. Shafyei, R. Narimani // *Comput. Mater. Sci.* – 2005. – Vol. 34, no. 4. – P. 335–341. – DOI: 10.1016/j.commatsci.2005.01.006.
42. Application of artificial neural network and constitutive equations to describe the hot compressive behavior of 28CrMnMoV steel / H. Y. Li, D. D. Wei, Y. H. Li, X.F. Wang // *Mater. Des.* – 2012. – Vol. 35. – P. 557–562. – DOI: 10.1016/j.matdes.2011.08.049.
43. A comparative study on Arrhenius-type constitutive model and artificial neural network model to predict high-temperature deformation behaviour in Aermet100 steel / G. Ji, F. Li, Q. Li, H. Li, Z. Li // *Mater. Sci. Eng. A*. – 2011. – Vol. 528, nos. 13–14. – P. 4774–4782. – DOI: 10.1016/J.MSEA.2011.03.017.
44. Prediction of flow stress in Ti-6Al-4V alloy with an equiaxed  $\alpha + \beta$  microstructure by artificial neural networks / N. S. Reddy, Y. H. Lee, C. H. Park, C. S. Lee // *Mater. Sci. Eng. A*. – 2008. – Vol. 492, nos. 1–2. – P. 276–282.
45. Guo L.F., Li B.C., Zhang Z.M. Constitutive relationship model of TC21 alloy based on artificial neural network // *Trans. Nonferrous Met. Soc. China (English Ed. The Nonferrous Metals Society of China)*, – 2013. – Vol. 23, no. 6. – P. 1761–1765. – DOI: 10.1016/S1003-6326(13)62658-8.
46. Artificial neural network modeling to predict the high temperature flow behavior of an AZ81 magnesium alloy / O. Sabokpa, A. Zarei-Hanzaki, H. R. Abedi, N. Haghdadi // *Mater. Des.* – 2012. – Vol. 39. – P. 390–396. – DOI: 10.1016/j.matdes.2012.03.002.
47. Modeling of hot deformation behavior and prediction of flow stress in a magnesium alloy using constitutive equation and artificial neural network (ANN) model / S. A. Sani, G. R. Ebrahimi,



- Vafaenezhad H., A. R. Kiani-Rashid // *J. Magnes. Alloy. Elsevier B.V.*, – 2018. – Vol. 6, no. 2. – P. 134–144. – DOI: 10.1016/j.jma.2018.05.002.
48. Anaraki M. T., Sanjari M., Akbarzadeh A. Modeling of high temperature rheological behavior of AZ61 Mg-alloy using inverse method and ANN // *Mater. Des.* – 2008. – Vol. 29, no. 9. – P. 1701–1706. – DOI: 10.1016/j.matdes.2008.03.027.
49. Flow curve prediction of ZAM100 magnesium alloy sheets using artificial neural network-based models / M. El Mehtedi, A. Forcellese, L. Greco, M. Pieralisi, M. Simoncini // *Procedia CIRP.* – 2019. – Vol. 79. – P. 661–666. – DOI: 10.1016/j.procir.2019.02.050.
50. The application of artificial neural networks to the investigation of aging dynamics in 7175 aluminium alloys / R. G. Song, Q. Z. Zhang, M. K. Tseng, B. J. Zhang // *Mater. Sci. Eng. C.* – 1995. – Vol. 3, no. 1. – P. 39–41.
51. Modelling of the rheological behaviour of aluminium alloys in multistep hot deformation using the multiple regression analysis and artificial neural network techniques / C. Bruni, A. Forcellese, F. Gabrielli, M. Simoncini // *J. Mater. Process. Technol.* – 2006. – Vol. 177, nos. 1–3. – P. 323–326. – DOI: 10.1016/j.jmatprotec.2006.03.230.
52. Dixit M. C., Srivastava N., Rajput S. K. Modeling of flow stress of AA6061 under hot compression using artificial neural network // *Mater. Today Proc.* – 2017. – Vol. 4, no. 2. – P. 1964–1971. – DOI: 10.1016/j.matpr.2017.02.042.
53. Artificial neural network modeling to predict the hot deformation behavior of an A356 aluminum alloy / N. Haghdadi, A. Zarei-Hanzaki, A. R. Khalesian, H. R. Abedi // *Mater. Des. Elsevier Ltd.*, – 2013. – Vol. 49. – P. 386–391. – DOI: 10.1016/j.matdes.2012.12.082.
54. Artificial neural network prediction to the hot compressive deformation behavior of Al-Cu-Mg-Ag heat-resistant aluminum alloy / Z. Lu, Q. Pan, X. Liu, Y. Qin, Y. He, S. Cao // *Mech. Res. Commun.* – 2011. – Vol. 38, no. 3. – P. 192–197. – DOI: 10.1016/j.mechrescom.2011.02.015.
55. A modified constitutive equation for aluminum alloy reinforced by silicon carbide particles at elevated temperature / Y. Yang, F. Li, Z. Yuan, H. Qiao // *J. Mater. Eng. Perform.* – 2013. – Vol. 22, no. 9. – P. 2641–2655. – DOI: 10.1007/s11665-013-0550-y.
56. Jalham I. S. Modeling capability of the artificial neural network (ANN) to predict the effect of the hot deformation parameters on the strength of Al-base metal matrix composites // *Compos. Sci. Technol.* – 2003. – Vol. 63, no. 1. – P. 63–67. – DOI: 10.1016/S0266-3538(02)00176-8.
57. Коновалов А. В., Смирнов А. С. Влияние динамического деформационного старения сплава АМг6 на сопротивление деформации // *Физико-химическая кинетика в газовой динамике.* – 2011. – Т. 11, № 1. – С. 12–16.
58. Коновалов А. В., Смирнов А. С. Идентификация модели сопротивления деформации металлов по результатам испытаний на сжатие образцов // *Заводская лаборатория. Диагностика материалов.* – 2010. – Vol. 76, № 1. – С. 53–56.
59. Li H., Phung D. *Journal of Machine Learning Research: Preface* // *J. Mach. Learn. Res.* – 2014. – Vol. 39, no. 2014. – P. 1–2.
60. Коновалов А. В., Смирнов А. С. Моделирование сопротивления деформации сплава АМг6 при температуре горячей деформации // *Деформация и разрушение материалов.* – 2008. – № 5. – С. 33–36.