

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ РИСКА ПРОИЗВОДСТВЕННОГО ТРАВМАТИЗМА НА ПРИМЕРЕ ПРЕДПРИЯТИЯ ТЯЖЕЛОГО МАШИНОСТРОЕНИЯ

Е.А. Фролова

Восточно-Сибирский филиал АО «Калужский завод «Ремпутьмаши», г.Слюдянка

Производственный травматизм на сегодняшний день занимает особое место в производственном цикле любого предприятия. Это связано прежде всего с надежностью, стабильностью предприятия. Ежегодно в бюджет включают расходы на мероприятия, связанные: с улучшением рабочих мест, повышением квалификации сотрудников, охраной труда, обновлением оборудования и инвентаря. Прогноз рисков производственного травматизма даст предприятию возможность более рационального использования бюджета. Направление денежных средств на те мероприятия, которые в первую очередь необходимы для снижения рисков наступления несчастного случая.

В данной научной статье будет сделан прогноз рисков наступления производственного травматизма на предприятии тяжелого машиностроения с целью минимизации расходов в будущих периодах. Для этого будет сделан анализ методов прогнозирования, в данном исследовании будут применены многослойные нейронные сети программного продукта Statistica. Методом подбора и обучения выбраны пять лучших. Результатом исследования будет прогноз на ближайшие 12 месяцев, а также его анализ. Для анализа будут использованы статистические данные о количестве пострадавших от наездов подвижного состава в филиалах и хозяйствах ОАО «РЖД» за период 2005 — 2015г.г.

Ключевые слова: производственный травматизм, методы прогнозирования, нейронные сети, временные ряды, экспоненцирование, алгоритмы обучения, прогноз, анализ.

ВВЕДЕНИЕ

Большой объем статистических данных дает возможность применять различные методы. В работе [1] авторы используют теорию информационных цепей для исследования и оценки показателей производственного травматизма и производственно-обусловленной заболеваемости в электроэнергетическом комплексе Российской Федерации, а в работе [2] автор разработала комплекс эмпирических математических моделей оценки влияния причин несчастных случаев на риски травмирования работников хозяйства пути.

В данном исследовании используем многослойные нейронные. Прогнозирование производственного травматизма является перспективной темой научного исследования.

ВЫБОР МЕТОДА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

В прогнозировании различных показателей применяется два подхода: интуитивный, который работает с суждениями, и формализованный, использующий математические модели. Последние делятся на модели предметной области и модели временных рядов. В нашем случае используем модели временных рядов.

Для прогнозирования производственного травматизма различными авторами применялись две категории моделей:

- статистические (регрессия, авторегрессия, экспоненциальное сглаживание и т.д.);

- структурные (нейронные сети, цепи Маркова, классификационные деревья и т.д.

Например, в работе [3] проведен анализ статистических данных по заболеваемости сотрудников и построен прогноз с использованием нейронных сетей.

Нейронные сети позволяют решать нелинейные задачи. Так же они способны моделировать линейные зависимости в случае большого числа переменных. [4-8].

В данной работе используем многослойные нейронные сети [9], реализованные в программном продукте STATISTICA 13.3.

ПОДГОТОВКА ВХОДНОЙ ИНФОРМАЦИИ ДЛЯ ЦЕЛЕЙ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

Нейронные сети, реализованные в программном продукте STATISTICA используют несколько типов анализа, в нашем случае мы применим регрессию временного ряда. Построение прогноза в STATISTICA DataMiner основано на анализе факторов [10] и связей между ними [11, 12]. В табл. 1 показаны случаи производственного травматизма на Восточно-Сибирском филиала АО «Калужский завод «Ремпутьмаши» за последние 8 лет.

Табл.1.Входные данные для прогноза

№ значения	Период травматизма	Количество случаев травматизма	Стаж работ пострадавшего
1	январь.2012	0	
2	февраль.2012	0	
3	март.2012	0	
4	апрель.2012	0	
5	май.2012	1	30
6	июнь.2012	0	
...	...		
17	март.2013	0	
18	апрель.2013	1	1
19	май.2013	0	
...	...		
48	декабрь.2015	0	
49	январь.2016	1	4
50	февраль.2016	0	
...	...	0	
78	июнь.2018	0	
79	июль.2018	1	40
80	август.2018	0	
81	сентябрь.2018	0	
82	октябрь.2018	1	11
83	ноябрь.2018	0	
84	декабрь.2018	0	
...	...		
96	декабрь.2019	0	

Хорошо видно, что из 96 записей только 5 имеют данные для прогноза, оставшиеся 91 нулевые. Программа STATISTIKA не может обрабатывать нулевые значения временного ряда. Для этого попробуем им дать ненулевые значения [13-16].

Рассматриваемый временной ряд характеризуется статичностью, с пятью минимальными всплесками (случаи производственного травматизма).

Для преобразования нулевых значений проведём экспоненцирование. В нашем случае значение случаев производственного травматизма за месяц рассчитаем по формуле:

$$f(x) = e^x, \quad (1)$$

где x – порядковый номер месяца. Те периоды, где наблюдается присутствие случая производственного травматизма, рассчитаем по следующей формуле:

$$f(x) = e^{x+w}, \quad (2)$$

где w – количество несчастных случаев за данный период. По формуле (2) рассчитаем также данные по стажу.

ПОСТРОЕНИЕ ПРОГНОЗА ПРОИЗВОДСТВЕННОГО ТРАВМАТИЗМА

Методом подбора и обучения было найдено пять нейронных сетей с максимальной производительностью обучения и контрольной производительностью. В табл. 2 приведены характеристики каждой полученной сети.

Все сети — это многослойный персиптрон MLP – нейронные сети прямого распространения сигнала. Отличаются друг от друга лишь количеством скрытых слоев.

Все сети используют алгоритм обучения Бройдена-Флетчера-Гольдфарба-Шанно (BFGS) – итерационный метод численной оптимизации, предназначенный для нахождения локального максимума/минимума нелинейного функционала без ограничений. Алгоритм BFGS является одним из наиболее широко применяемых квазиньютоновских методов [17].

Табл.2. Построенные многослойные нейронные сети

Номер сети	1	2	3	4	5
Архитектура сети	MLP 1-3-1	MLP 1-3-1	MLP 1-7-1	MLP 1-8-1	MLP 1-7-1
Производительность обучения	0,999998	0,999998	0,999998	0,999998	0,999998
Контрольная производительность	1,000000	1,000000	1,000000	1,000000	1,000000
Тестовая производительность					
Ошибка обучения	3,042036E+70	3,042036E+70	3,042036E+70	3,042103E+70	3,042036E+70
Контрольная ошибка	2,073377E+68	2,073008E+68	2,073364E+68	2,026513E+68	2,064725E+68
Тестовая ошибка					
Алгоритм обучения	BFGS 16	BFGS 10	BFGS 9	BFGS 9	BFGS 8
Функция ошибки	SOS	SOS	SOS	SOS	SOS
Функция активных скрытых нейронов	Identity	Identity	Identity	Identity	Identity
Функция активных выходных нейронов	Identity	Identity	Identity	Identity	Identity

Проведём анализ производительности полученных сетей и выберем одну, которая максимально точно улавливает связи нашего временного ряда.

Построим гистограмму распределения остатков по каждой сети. Гистограмма визуально покажет нам величину и характер разброса данных. Все пять сетей

распределяют остатки в пределах нормальности, и все дают одинаковый результат (рис. 1).

Как видно из рис. 1 второй интервал включает только одно минимальное значение $-2E36$ (точнее, включены все значения меньше или равные минимальному). Если бы во временном ряду было два и более значения $-2E36$, то в первый интервал попало бы соответствующее количество чисел (два или более).

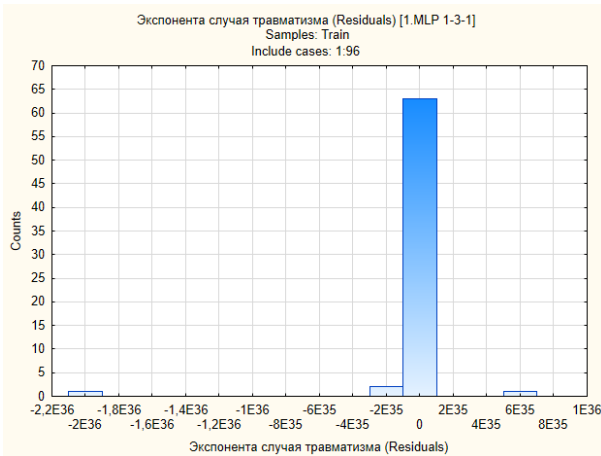


Рис. 1. Гистограмма распределения остатков MLP 1-3-1

Одиннадцатый интервал включает значения $-2E35$. Двенадцатый интервал включает значения равные или близкие 0. В этот интервал попали практически все значения временного ряда.

Пятнадцатый интервал включает значения $6E35$.

Теперь построим диаграмму рассеяния целевых и выходных данных (рис. 2).

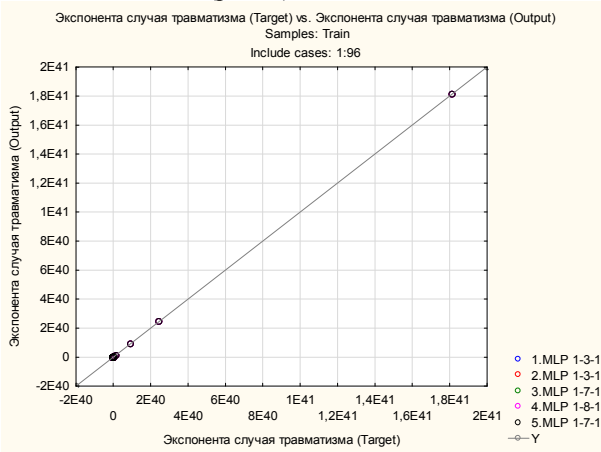


Рис. 2. Диаграмма рассеяния

На данном графике изображено 5-ть сетей. Отчетливо видно пять точек — случаи

производственного травматизма, построенных сетью №5. Причина в том, что все сети построили случаи производственного травматизма идентично, по этой причине все они легли одна на другую, а последняя перекрыла все предыдущие. Следовательно, все построенные сети, достаточно хорошего качества.

Теперь построим прогноз на 12 месяцев.

На графике, изображенном на рис. 3 показан прогноз.

На графике временного ряда, описанного пятью сетями видно только график, построенный сетью №5, причина — сети построили идентичные графики временных рядов. Следовательно, все пять сетей идентично описывают предполагаемый прогноз.

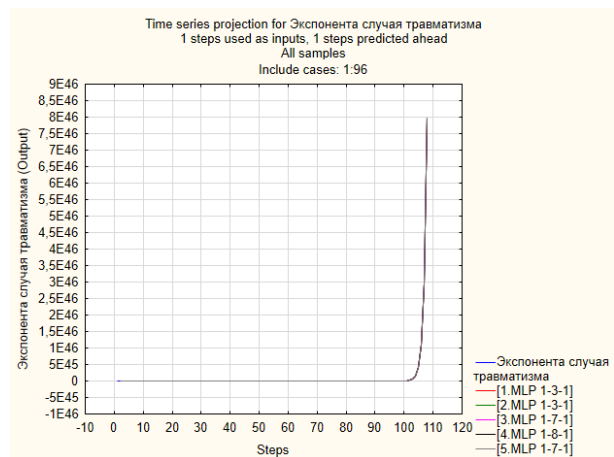


Рис. 3. График прогноза на 12 месяцев

Теперь интерпретируем график в числовые данные по 5-ти сетям. Преобразуем экспоненциальные числа, используя формулу (2). В результате преобразование получили число e — экспоненту. Следовательно, на ближайшие 12 месяцев случая производственного травматизма не прогнозируется.

АНАЛИЗ ПРОГНОЗА

Точность полученного прогноза рисков производственного травматизма можно считать хорошей, т.к. на 30.06.2020 года случаев травматизма на предприятии не было.

Для анализа производительности нейронной сети построим прогноз по данным пострадавших от наездов подвижного состава в филиалах и хозяйствах ОАО «РЖД» за период 2005 — 2015г.г. (табл. 3) [18]. Нулевые значения отсутствуют.

Табл.3. Количество пострадавших от наездов подвижного состава в филиалах и хозяйствах ОАО «РЖД» за период 2005 – 2015г.г.

Хозяйства	Периоды										
	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015
ЦД	15	14	11	6	6	4	11	11	4	3	4

Перед началом прогнозирования произведем преобразование данных, используем формулу (2).

Теперь построим нейронные сети. Сеть №19 имеет максимальную производительность по отношению к остальным сетям.

Построим диаграмму рассеяния целевых и выходных данных (рис. 4). На данном графике изображено 5-ть нейронных сетей, каждая из которых достаточно далеко отклоняется от графика целевых значений, за исключением сети №19, которая имеет архитектуру RBF 1-4-1, а так же производительность обучения и контрольную производительность гораздо выше остальных сетей. Все пять точек этой сети максимально приближены к графику производственного травматизма.

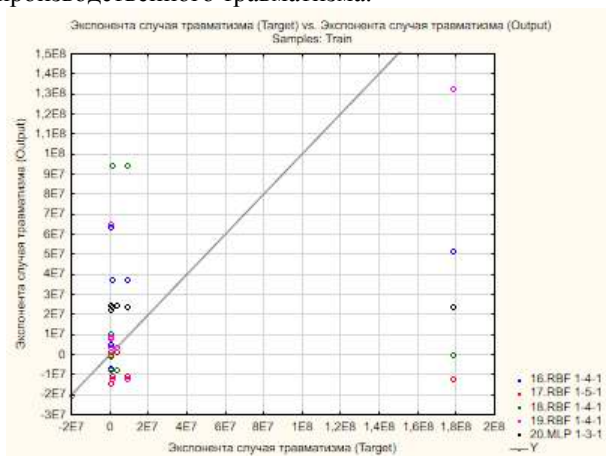


Рис. 4. Диаграмма рассеяния

Построим график временного ряда (рис. 5). На графике временного ряда, описанного 5-ю сетями видно, как описывает каждая сеть график травматизма, однако только сеть №19 максимально приближена к графику травматизма из всех.

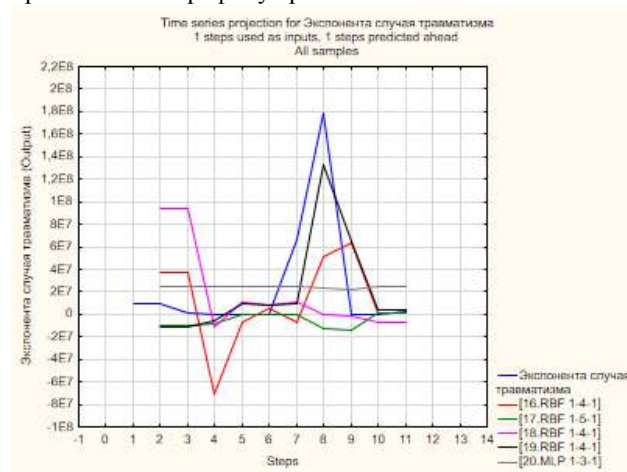


Рис. 5 График временного ряда

Переведем графические данные в цифровые (табл. 4).

Прогноз на 2015г. дали только четыре сети. Сеть №3, с архитектурой RBF 1-4-1 дала ошибку, а сеть №4, с архитектурой RBF 1-4-1 дала точный прогноз риска наступления производственного травматизма – 4 случая.

Табл. 4. Прогнозные данные на 2015г.

Номер сети	Архитектура сети	Фактические данные 2015г.	Прогноз на 2015г.	Преобразованные данные прогноза на 2015г.
1	RBF 1-4-1	4	1822411	3
2	RBF 1-5-1	4	1845280	3
3	RBF 1-4-1	4	-7241050	Ошибка
4	RBF 1-4-1	4	3444199	4
5	MLP 1-3-1	4	24525289	6

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основной задачей в прогнозе будет подготовка входных данных, их преобразование. Нейронные сети достаточно мощный инструмент для построения подобных прогнозов на данный момент.

Прогноз стажа от предполагаемого несчастного случая получить не удалось. Причины, связанные с этим очевидны. Однако не следует прекращать дальнейшее исследование в данной области. Нейронные сети совершенствуются, и связь между стажем работы и случаем производственного травматизма возможно будут установлены в более новых программных продуктах не только Statistica, но и подобных ему.

Производительность нейронных сетей напрямую зависит от входных данных исследования. Количество, качество и другие характеристики достаточно сильно влияют на качество выходного результата. Достаточно много литературы по нейронным сетям, но мало исследований, в которых для анализа, а в данном случае прогнозирования используются нейронные сети. Несмотря на это они достаточно популярны. В построении прогноза производственного травматизма построенные сети очень хорошо показали свои качества, построив прогноз на ближайшие 12 месяцев.

Однако прогнозирование стажа работы от случая травматизма не дало результатов. Преобразование

данных по принципу, используемому в прогнозе травматизма не получило отклика нейронных сетей.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Зайнишев, А.В., Круглов, Г.А., Аверьянов, Ю.И., Кирпичникова, И.М., Бухтояров, В.Ф. Прогнозирование состояния производственного травматизма в электроэнергетическом комплексе Российской Федерации на основе анализа динамических свойств математической модели производственного коллектива / А.В. Зайнишев, Г.А. Круглов, Ю.И. Аверьянов, И.М. Кирпичникова, В.Ф. Бухтояров // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Энергетика. – 2018. - №3. – 75.
2. Дементьева Ю.В. «Совершенствование методов анализа и прогнозирования производственного травматизма в хозяйстве пути» дис. ... кан.тех.н: 05.26.01/ Дементьева Ю.В. – М, 2018. – 183 с.
3. Головинова, В.Ю. «Анализ состояния здоровья и нейросетевое прогнозирование заболеваемости сотрудников Федеральной противопожарной службы МЧС России»: дис. ... кан.мед.н: 05.26.02/ Головинова Вероника Юрьевна.-С-П., 2010.-159 с.
4. Любимова, Т.В., Горелова А.В. Решение задачи прогнозирования с помощью нейронных сетей / Т.В. Любимова, А.В. Горелова // Инновационная наука. – 2015. - №4. – 39-43.
5. Брюханнова, В.О., Цуканова Н.И. Ансамбли нейронных сетей при прогнозировании объемов продаж в торговой сети / В.О. Брюханнова, Н.И. Цуканова // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2018. - №66. С. 90-98.
6. Yangping Z., Bingquan Z., Dongxin W. Application of genetic algorithms to fault diagnosis in nuclear power plants /Reliability Engineering System Safety. – 2000. - №67. –P. 153-160.
7. Eric B. Bartlett, Robert E. Uhrig Nuclear power plant status diagnostics using an artificial neural network / Nucl. Technol. – 2014. - №97. – P. 272-281.
8. M. Marseguerra, E. Zio Fault diagnosis via neural networks: the Boltzmann machine /Nucl. Sci. Eng. – 2014. - №117. P. 194-200.
9. Хайкин Саймон Нейронные сети / Саймон Хайкин. – М. : Издательский дом Вильямс», 2016. – С. 1104.
10. Федеральный закон «О специальной оценке условий труда» от 28.12.2013 N 426-ФЗ (последняя редакция)[Электронный ресурс]

// Веб-узел Официального сайта компании «КонсультантПлюс»– 2020. – Режим доступа: http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_156555 (дата обращения 05.02.2020).

11. Дементьева, Ю.В. Влияние стажа работы на производственный травматизм / Ю.В. Дементьева // Мир транспорта. – 2015. - № 1. – С. 198-204.
 12. Фролова, Е.А. Прогнозирование факторов, влияющих на производственный травматизм / Е.А. Фролова // Южно-Сибирский научный вестник. – 2020. – № 2. – С. 52-56.
 13. Everette S. Gardner Jr. Exponential smoothing // Texas: University of Houston, 2005. 78 p.
 14. Rob J Hyndman Forecasting based on state space models for exponential smoothing. URL: https://www.researchgate.net/publication/238095435_Forecasting_based_on_state_space_models_for_exponential_smoothing (дата обращения 05.02.2020).
 15. Rob J Hyndman and Muhammad Akram Some nonlinear exponential smoothing models are unstable // Australia: Monash University, 2006. 9 p.
 16. Rob J Hyndman, Anne B Koehler, J Keith Ord, Ralph D Snyder Prediction intervals for exponential smoothing using two new classes of state space models // Australia: Journal of Forecasting, 2006. 17-37 p.
 17. Алгоритм Бройдена — Флетчера — Гольдфарба — Шанно. – URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%90%D0%BB%D0%B3%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%82%D0%BC_%D0%91%D1%80%D0%BE%D0%B9%D0%B4%D0%B5%D0%BD%D0%B0_%E2%80%94%D0%A4%D0%BB%D0%B5%D1%82%D1%87%D0%B5%D1%80%D0%B0_%E2%80%94%D0%93%D0%BE%D0%BB%D1%8C%D0%B4%D1%84%D0%B0%D1%80%D0%B1%D0%B0_%E2%80%94%D0%A8%D0%B0%D0%BD%D0%BD%D0%BE (дата обращения: 21.05.2020).
 18. Анализ состояния условий и охраны труда в ОАО «РЖД» за 2015 год. Таблица №17 «Количество пострадавших от наездов подвижного состава в филиалах и хозяйствах ОАО «РЖД» за период 2005 — 2015 г.г.»
- Фролова Евгения Александровна – аспирант, Байкальский государственный университет, тел. (950)1268940, e-mail: sledmy@mail.ru.*

FORECASTING OF INDUSTRIAL INJURY RISKS ON THE EXAMPLE OF A HEAVY ENGINEERING ENTERPRISE

E.A. Frolova

East Siberian branch of JSC Kaluga Plant Remputmash, Slyudyanka

Industrial injuries nowadays occupy a special place in the production cycle of any enterprise. It is connected first of all with reliability, stability of the enterprise. Annually, the budget includes the cost of activities related to: improving jobs, staff development, health, safety, renewal of equipment and inventory. Forecast of industrial injuries risks will give the enterprise an opportunity for more rational use of the budget. Direction of money resources to those measures which are necessary first of all for reduction of risks of occurrence of an accident.

In given scientific article the forecast of risks of industrial traumatism occurrence at the enterprise of heavy mechanical engineering with the purpose of minimization of expenses in the future periods will be made. For this purpose the analysis of methods of forecasting will be made, in the given research multilayered neural networks of software product Statistica will be applied. The five best ones have been selected as a method of selection and training. The result of the study will be a forecast for the next 12 months as well as its analysis. The analysis will be based on statistical data on the number of victims of rolling stock raids in the branches and farms of JSCo RZD for the period 2005-2015.

Index terms: industrial injuries, forecasting methods, neural networks, time series, exponentiation, training algorithms, forecast, analysis.

REFERENCES

1. Zainichiv, A. V., Kruglov, G. A., Averyanov, Y. I., Kirpichnikova I. M., Bukhtoyarov V. F. Prediction of occupational injuries in the electric power complex of the Russian Federation on the basis of the analysis of the dynamic properties of the mathematical model of the production team / A.V. Zainichi, A. G. Kruglov, Yu. I. Averyanov, I. M. Kirpichnikova, V. A. Bukhtoyarov // Bulletin of the South Ural state University. Series: Energy. – 2018. - №3. – 75.
2. Dementieva Yu. V., "Improving methods of analysis and forecasting of occupational accidents in the farming way," Diss. ...Kan.those.n: 05.26.01/ Dementieva Yu. V. – M., 2018. – 183 S.
3. Golovinova, V. J. "Analysis of health status and neural network prediction of morbidity in employees of the Federal fire service of EMERCOM of Russia" Diss. ... Kan.med.n: 05.26.02/ Golovinova Veronika Yu.-S-P., 2010.-159 P.
4. Lyubimova, T. V., Gorelov A. V. the solution of the problem prediction using neural networks / T. V. Lyubimov, A. V. Gorelov // Innovative science. – 2015. - №4. – P. 39-43.
5. Bryukhanova, V. A., Tsukanov N. I. Ensembles of neural networks in forecasting of sales volumes in the trading network / V. O. Brjuhanova, N. I. Tsukanova // Bulletin of Ryazan state Radiotechnical University. – 2018. - No. 66. P. 90-98.
6. Z. Yangping, Z. Bingquan, W. Dongxin Application of genetic algorithms to fault diagnosis in nuclear power plants /Reliability Engineering System Safety. – 2000. - No. 67. –P. 153-160.
7. Eric B. Bartlett, Robert E. Uhrig Nuclear power plant status diagnostics using an artificial neural network / Nucl. Technol. – 2014. - No. 97. – P. 272-281.
8. M. Marseguerra, E. Zio Fault diagnosis via neural networks: the Boltzmann machine /Nucl. Sci. Eng. – 2014. - No. 117. P. 194-200.
9. Simon Haykin Neural networks / Simon Haykin. – M. : Publishing house Williams", 2016. S. 1104.
10. Federal law "On special assessment of labor conditions" dated 28.12.2013 No. 426-FZ (as last revised)[Electronic resource] // Web site of the Official site of company "ConsultantPlus"– 2020. – Mode of access: http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_156555.
11. Dementieva, Y. V. Effect of work experience on occupational injuries / Dementieva Y. V. // World of transport. – 2015. - No. 1. – P. 198-204.
12. Frolova, E. A. the Prediction of factors affecting occupational injuries / E. A. Frolova // South-Siberian scientific Bulletin. – 2020. – No. 2. – P. 52-56.
13. Everette S. Gardner Jr. Exponential smoothing // Texas: University of Houston, 2005. 78 p.
14. Rob J Hyndman Forecasting based on state space models for exponential smoothing. URL: https://www.researchgate.net/publication/238095435_Forecasting_based_on_state_space_models_for_exponential_smoothing (accessed 05.02.2020).
15. Rob J Hyndman and Muhammad Akram Some nonlinear exponential smoothing models are unstable // Australia: Monash University, 2006.9 p.
16. Rob J Hyndman, Anne B Koehler, J Keith Ord, Ralph D Snyder Prediction intervals for exponential smoothing using two new classes of state space models // Australia: Journal of Forecasting, 2006. 17-37 p.
17. The algorithm of Broyden - Fletcher - Goldfarba - Shanno. - URL: https://en.wikipedia.org/wiki/%D0%90%D0%BB%D0%B3%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%82%D0%BC_%D0%91%D1%80%D0%BE%D0%B9%D0%B4%D0%B5%D0%BD%D0%B0_%E2%80%94%D0%A4%D0%BB%D0%B5%D1%82%D1%87%D0%B5%D1%80%D0%B0_%E2%80%94%D0%93%D0%BE%D0%BB%D1%8C%D0%B4%D1%84%D0%B0%D1%80%D0%B1%D0%B0_%E2%80%94%D0%A8%D0%B0%D0%BD%D0%BD%D0%BE (accessed date: 05.21.2020).
18. Analysis of the conditions and labor protection at JSC Russian Railways for 2015. Table No. 17 "The number of victims of rolling stock collisions at branches and farms of JSC Russian Railways for the period 2005 - 2015"

Evgenia Frolova - Postgraduate Student, Baikal State University, tel. (950) 1268940, e-mail: sledmy@mail.ru.