

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СЕБЕСТОИМОСТИ РЕМОНТА ГАЗОТУРБИННОГО ДВИГАТЕЛЯ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ПРОГРАММНЫХ ПРОДУКТАХ

© 2019 Кузнеченко А.В., Марков В.И., Блинова М.В.

Самарский национальный исследовательский университет
имени академика С.П. Королёва, г. Самара, Россия,

В данной статье предлагается использовать концепцию нейронных сетей для прогнозирования экономических показателей ремонта газотурбинного двигателя. В исследовании представлены результаты ABC-анализа номенклатуры ремонтируемого изделия, выявлены детали и сборочные единицы, оказывающие наибольшее влияние на себестоимость ремонта. В программном обеспечении Statistica Neural Networks сформирован прогноз контрольного ряда изделий и оценена погрешность системы.

Ключевые слова: ремонт газотурбинных двигателей, прогноз себестоимости, ABC-анализ, нейронные сети.

В современных условиях предприятия, производящие газотурбинные двигатели, осуществляют также их ремонт, и удельный вес работ этой деятельности может преобладать над весом в совокупном объёме основного производства предприятия [5-8]. На Самарском предприятии ПАО «Кузнецов» (входит в холдинговую компанию АО «Объединенная двигателестроительная корпорация») ремонт двигателей составляет до 80% всей основной деятельности.

Ремонт газотурбинного двигателя – трудоёмкий, материалоемкий и труднопрогнозируемый процесс. Затраты на выполнение ремонта значительно меняются в зависимости от количества забракованных деталей и сборочных единиц каждого конкретного представителя данного изделия [1].

При формировании бюджета на ремонтную деятельность выделяются ресурсы из расчёта номинальной потребности технологического процесса. В действительности на завершающих стадиях процесса ремонта обнаруживаются отклонения деталей, сборочных единиц и целых узлов от требований к двигателю. Такие позиции бракуются или отправляются обратно на доработку в механосборочные цеха, что серьезно влияет на себестоимость и трудоёмкость общих ремонтных работ. Таким образом, планирование бюджета на ремонтную деятельность по номинальным требованиям

техпроцесса не удовлетворяет реальным потребностям производства.

Учитывая вышесказанное, можно заключить, что проблема прогнозирования бюджета на ремонтную деятельность предприятия, а в частности прогноз, себестоимости ремонтных работ конкретного изделия, является актуальной.

На настоящий момент разработана масса информационно-технологических решений для учёта информации всех уровней на промышленных предприятиях [9-14]. Благодаря их применению создана возможность набора масштабной статистики для выявления неочевидных зависимостей и применения их при прогнозе значений самых разных показателей деятельности предприятий. Обучение искусственных нейронных сетей (ANN – Artificial Neural Network) – перспективный метод решения подобных задач.

Концепция искусственной нейронной сети заключается в формализованном представлении (моделировании) процессов, происходящих в реальной биологической нейронной сети живых организмов. Математически нейронная сеть представляет собой направленный граф, узлами которого являются формальные нейроны, а дугами – синапсы (входящие в нейрон) и аксоны (выход из нейрона) [2]. Гра-

фическое представление типовой нейронной сети представлено на рисунке 1.

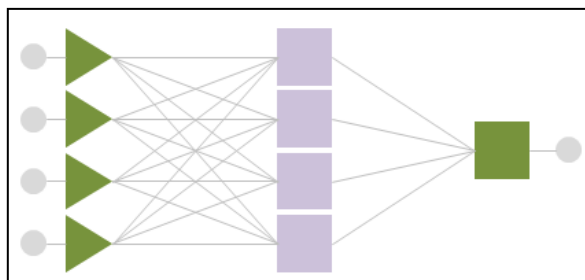


Рисунок 1 – Графическое представление нейронной сети

Нейрон представляют в виде объекта, характеризующегося передаточной функцией – условием, при котором он подаёт на выход сигнал. Связи между нейронами характеризуются весами, которые имеют произвольные значения на этапе проектирования сети и корректируются в процессе обучения.

Математически обучение нейронной сети – это задача оптимизации целевой функции – выхода из сети – путём коррекции весов сигналов.

А.Н. Колмогоровым и В.В. Арнольдом в 1957 году была доказана теорема о возможности представления непрерывных функций нескольких переменных суперпозицией непрерывных функций одной переменной. Данная теорема в 1987 году была интерпретирована для нейронных сетей Хехт–Нильсеном следующим образом: любая функция нескольких переменных может быть представлена двухслойной нейронной сетью с прямыми полными связями с N нейронами входного слоя, $(2N+1)$ нейронами скрытого слоя с ограниченными функциями активации и M нейронами выходного слоя с неизвестными функциями активации.

Интерес исследователей к этой концепции только возрастает. Разработано огромное количество способов проектирования и мето-

дов обучения нейронных сетей, предложены и проверены на практике решения для самых разных областей исследований.

Увеличение производительности персональных компьютеров обусловило появление на рынке программного обеспечения продукции, предоставляющей интерфейс для обучения нейронных сетей, которым может воспользоваться даже неквалифицированный пользователь в исследовательских и промышленных целях. Для решения поставленной задачи используется программное обеспечение (ПО) Statistica Neural Network, предоставляющее широкий набор базовых модулей для решения типовых задач, а также возможность проектирования собственных модулей.

Итак, с помощью данного ПО будет выявлена зависимость стоимости ремонта изделия от объёма первично забракованной номенклатуры деталей и сборочных единиц.

Для постановки задачи обучения необходимо накопить и формализовать исходные данные. Сбор исходных данных будет осуществляться по определённой форме.

Для разработки отчетной формы необходимо определить глубину детализации изделия, для чего был использован алгоритм, представленный на рисунке 2.



Рисунок 2 – Алгоритм классификации

Отчет со степенью детализации «по ДСЕ» необходим для ежегодного расчета нормативной стоимости ДСЕ. Он также подлежит применению в случае расчета цены изготовления ДСЕ для продажи на сторону по мере необходимости.

Отчет со степенью детализации «по изделиям» необходим для расчета материальных затрат в натуральном и денежном выражении на изделие (ремонт изделия) при формировании расчетно-калькуляционных материалов. Он должен формироваться с учетом применяемости ДСЕ при изготовлении или ремонте изделия.

Отчет формируется по всем видам ремонта изделий с определенной периодичностью и на полный перечень деталей, сборочных единиц и узлов. В нём учитывается вся действующая ремонтная документация (УР – технические условия на капитальный ремонт, ОР – ведомость одноресурсных деталей, ЗК – ведомость деталей, заменяемых при переборках). В отчёте указываются данные о первой дефектации каждой позиции в цехах и фактическая комплектация двигателя новыми деталями и сборочными едини-

цами (по маршрутным картам и паспортам, привязанным к комплектующей ведомости).

Такой вариант отчета позволяет набрать статистику применяемости материалов, по которым возникает сверхнормативная потребность, и выполнить анализ фактических норм расхода материалов на ремонт изделия, что в дальнейшем позволит скорректировать запланированные нормы расхода и более точно прогнозировать себестоимость ремонта изделия.

Современный газотурбинный двигатель состоит из 4 – 8 тысяч наименований деталей и сборочных единиц. Однако, согласно принципу Парето [3], учёт 20% позиций позволяет контролировать систему на 80%, будь то запасы сырья и комплектующих, либо продуктовый ряд предприятия.

Ввиду того, что после окончания испытаний дальнейшие переборки и изготовление ДСЕ осуществляются за счёт средств организации, расчёт параметров присвоения классов предлагается проводить на основе себестоимости изготовления ДСЕ. Таким образом, все ДСЕ ремонтного изделия будут

разделены на классы, что позволит определить ДСЕ класса А как перечень контрольных точек для проверки состояния ремонтного изделия.

На основе метода ABC-анализа проведено присвоение каждой позиции деталей и сборочных единиц ремонтного изделия определённого класса А, В или С. Результаты анализа представлены в таблице 1.

Таблица 1 - Результат ABC-анализа

Наименование	Всего		Группа А				Группа В				Группа С			
	номенклатура, шт. наимен. мат.	Сумма, млн руб.	Номенкл.		Сумма		Номенкл.		Сумма		Номенкл.		Сумма	
			Кол-во	%	в млн руб.	Доля затрат, %	кол-во	%	в млн руб.	Доля затрат, %	кол-во	%	в млн руб.	Доля затрат, %
Сырьё и материалы	3497	1702	55	2	1362	80	255	7	254	15	3187	91	86	5
Покупные полуфабрикаты и комплектующие изделия, ДСЕ	1470	2064	126	9	1652	80	204	14	308	15	1140	78	104	5
Прочие материалы	97	805	17	18	654	81	18	19	114	14	62	64	38	5
Сумма	5064	4570	198	4	3667	80	477	9	676	15	4389	87	227	5

Из анализа следует, что только 198 наименований материалов, передаваемых в производство, формируют 80% затрат – группа А (4% от общего количества). Ещё 447 наименований – группа В - 15% затрат.

В исследовании [4] представлен способ прогнозирования экономических показателей предприятия лёгкой промышленности с помощью выявления связи между показателями поквартальной деятельности и индексом снижения себестоимости продукции. В ходе исследования будет выполнена аналогичная постановка для обучения нейронной сети.

Ожидаемый отклик будет выражаться в формировании ориентировочной себестоимости ремонта конкретного изделия.

Для обучения сети в среде Statistica Neural Network (рис. 3) обучающей выборкой являются следующие данные:

- данные по дефектации двигателей по деталям, отнесённым к группе А по результатам ABC-анализа (за период с 2008 по 2017 г.);
- наличие на складе готовой продукции деталей группы А;
- фактическая себестоимость (в рублях) и трудоёмкость (в нормо-часах) ремонта изделий, отремонтированных за указанный период.

	1 C	2 T	3 d1	4 d2	5 d3	6 d4	7 d5	8 d6	9 d7	10 d8	11 d9	1. d1
69	496525	104907	1	0	0	1	0	1	1	1	1	
70	543159	115310	1	1	0	1	1	0	0	1	0	
71	470300	111206	0	1	0	1	1	0	0	1	1	
72	535312	109103	1	1	0	1	1	1	0	1	1	
73	490373	105060	1	0	0	1	1	1	0	1	1	
74	390085	88670	0	0	1	0	1	1	0	0	0	
75	510502	115310	1	1	0	1	1	0	0	1	0	
76	470300	117201	0	1	0	1	1	0	0	1	1	
77	574050	120053	1	1	0	1	1	1	0	1	1	
78	590050	119100	1	1	1	1	1	1	0	1	1	
79	496525	104907	1	0	0	1	0	1	1	1	1	
80	574050	120053	1	1	0	1	1	1	0	1	1	
81	490373	106080	1	0	0	1	1	1	0	1	1	
82	390050	88670	0	0	1	0	1	1	0	0	0	
83	550102	113670	1	1	0	1	1	0	0	1	0	
84	485044	121609	0	1	0	1	1	0	0	1	1	
85	574050	120053	1	1	0	1	1	1	0	1	1	
86	500050	115310	1	1	0	1	1	1	0	1	1	

Рисунок 3 – Исходные данные, занесённые в ПО Statistica Neural Network

Множественная линейная регрессия предполагает линейную связь между переменными в уравнении и нормальным распределением остатков. Если эти предположения нарушаются, окончательные заключения могут оказаться неточными. Нормальный вероятностный график остатков наглядно показывает наличие или отсутствие больших отклонений от высказанных предположений. С

помощью инструмента Normal Probably Plot Residuals проанализируем величину отклонения коррелирующих параметров (рис. 4). Можно сделать вывод о том, что систематических отклонений фактических данных от теоретической нормальной кривой не наблюдается, а значит, существует полином, описывающий зависимость себестоимости ремонта изделия от заданных параметров.



Рисунок 4 – Отклонение значения фактической себестоимости

Для оценки адекватности прогноза воспользуемся алгоритмом кросс-проверки. Суть алгоритма заключается в следующем: перед проведением анализа исходный ряд кейсов уменьшается на 5-10%, остатки ряда сохраняются для дальнейшего анализа, а по-

сле этого строится прогноз «укороченного» ряда и результат сравнивается с отложенными данными. Исключим из исходной выборки данные девяти последних случаев ремонта (рис. 5), этот ряд будет контрольным.

	1 C	2 T	3 d1	4 d2	5 d3	6 d4	7 d5	8 d6	9 d7	10 d8	11 d9	1. d*
170	590050	88670	0	1	0	1	1	0	0	0	1	
171	496525	115310	1	0	1	1	0	0	1	0	1	
172	550102	111206	1	0	1	1	0	0	1	1	1	
173	470300	97067	1	0	1	1	0	0	1	1	1	
174	548882	114890	0	1	0	1	1	0	0	1	1	
175	474610	110190	1	1	0	1	1	1	0	1	1	
176	577003	119992	1	1	1	1	1	1	0	1	1	
177	592720	119010	1	0	0	1	0	1	1	1	1	
178	500024	107705	1	1	0	1	1	0	0	1	0	

Рисунок 5 – Результаты прогноза

С помощью специального алгоритма был построен прогноз девяти последних случаев (рис. 6).

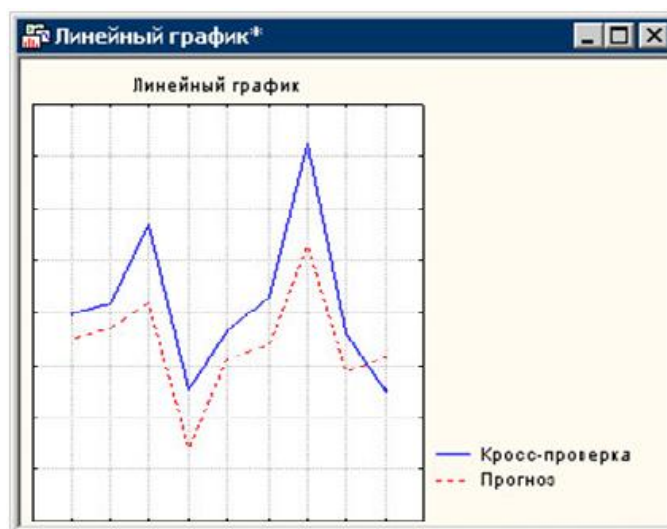


Рисунок 6 - Прогноз контрольного ряда и данные кросс-проверки

Из графика на рисунке 6 видно, что изменение прогнозируемой величины совпадает с фактическими данными по характеру, что доказывает адекватность примененной модели. Однако для данного ряда имеется численная ошибка прогнозирования, составляющая 20%.

Из данного исследования можно сделать следующие выводы: из более чем 5000 наименований ДСЕ газотурбинного двигателя только 196 имеют определяющее значение для формирования себестоимости ремонтных работ; на основе статистических дан-

ных, собранных при дефектации и ремонте двигателей за определённый промежуток времени, построен прогноз себестоимости контрольной выборки со средней ошибкой в 20%.

Предполагаем, что при учёте параметров деталей группы В возможно значительное увеличение качества прогноза. Использование предложенной методики прогнозирования повысит качество планирования бюджета на ремонтную деятельность предприятия.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Елисеев Ю.С., Крымов В.В., Малиновский К.А., Попов В.Г. Технология эксплуатации, диагностики и ремонта газотурбинных двигателей: учеб. пособие. – М.: Высш. шк., 2002. – 355с.
2. Галушкин А.И. Нейронные сети: основы теории - М.: Телеком, 2012. – 496 с.
3. Кох Р. Принцип 80/20 - М., Эксмо, 2012. — 443 с.

4. Шарстнёв В.Л., Вардомацкая Е.Ю. Анализ возможностей нейронных сетей для прогнозирования задач легкой промышленности // Управление экономическими системами. - 2007. - №1 (09). - С. 7.
5. Хаймович И.Н., Мартынов И.В. Получение моделей зависимости времени работы алгоритма Флойда и алгоритма Дейкстры от количества вершин в графе в СУБД PostgreSQL // Вестник Международного института рынка. - 2018. - № 2. - С. 137-141.
6. Хаймович И.Н., Батищев В.И., Марков В.И., Макашов А.Н. Концепция информационной среды в организации производства на предприятии с применением оптимизации маршрутов обработки деталей // Вестник Самарского муниципального института управления. - 2018. - № 3. - С. 77- 85.
7. Хаймович И.Н., Ковалькова Е.А. Управление качеством конструкторско-технологической подготовки производства на основе информационных стандартов предприятия // Вестник Самарского муниципального института управления. - 2018. - № 1. - С. 60-70.
8. Хаймович И.Н., Чумак П.В., Ковалькова Е.А. Модель оценки повышения конкурентоспособности предприятия с учетом проведения энергомодернизаций // Вестник Самарского муниципального института управления. - 2017. - № 1. - С. 58-65.
9. Хаймович А.И., Шитарев И.Л. Моделирование микроструктуры при высокоскоростной штамповке компрессорных лопаток из титанового сплава BT9 // Заготовительные производства в машиностроении. - 2011. - № 11. - С. 41-44.
10. Хаймович А.И., Михеев В.А. Математическое моделирование процессов динамической рекристаллизации поликристаллических материалов в условиях интенсивной пластической деформации // Кузнечно-штамповочное производство. Обработка материалов давлением. - 2011. - № 7. - С. 37-42.
11. Khaimovich A., Grechnikov F. The study of plastic deformation at high strain rates in upset forging of cylinders // Key Engineering Materials. - 2016. - Т. 684. - С. 74 – 79.
12. Khaimovich A.I., Balyakin A.V., Kondratev A.I. Methodology of rheological material properties phenomenological modeling at high speed cutting by reverse analysis // Research Journal of Applied Sciences. - 2014. - Т. 9. № 11. - С. 753-760.
13. Khaimovich A.I., Grechnikov F.V. Development of the requirements template for the information support system in the context of developing new materials involving Big Data// CEUR Workshop Proceedings Ser. "Proceedings of International Conference Information Technology and Nanotechnology, ITNT 2015". - 2015. - С. 364-375.
14. Khaimovich I.N. Computer-aided design of blank forging production facilities for aircraft engine compressor blades // Russian Aeronautics. - 2014. - Т. 57. № 2. - С. 169 – 174.

PREDICTING THE COST OF A GAS TURBINE ENGINE REPAIR BY MEANS OF NEURAL NETWORKS

© 2019 A.V. Kuznechenko, V.I. Markov, M.V. Blinova

Samara National Research University named after academician S.P. Korolev, Samara, Russia

This article proposes to use the concept of neural networks to predict the economic performance of gas turbine engine repairs. The study presents the results of the ABC-analysis of the nomenclature of the repaired product; the authors identified parts that have the greatest impact on the cost of repairs. A forecast of a control series of products was made in Statistica Neural Networks software and the system error was estimated.

Keywords: repair of gas turbine engines, cost forecast, ABC analysis, neural networks.