

НЕЙРОСЕТЕВОЕ ОБОСНОВАНИЕ ВЫБОРА РЕГУЛИРУЕМЫХ ПАРАМЕТРОВ ПРИ СБОРКЕ ШПИНДЕЛЬНОГО УЗЛА

Денисенко А.Ф., Ладягин Р.В.

Самарский государственный технический университет, Самара

Ключевые слова: шпиндельный узел, подшипник, радиальный зазор, нейросеть, прогнозирование.

Аннотация. В статье исследуется влияние величины радиального зазора в подшипнике передней опоры на эксплуатационные характеристики шпиндельного узла. С помощью нейросети проводится моделирование изменений температурных показателей и упругого смещения переднего конца шпинделя при различных значениях радиального зазора. Обосновано применение данной нейросети при обеспечении процесса сборки шпиндельного узла.

NEURAL NETWORK JUSTIFICATION FOR THE SELECTION OF ADJUSTABLE PARAMETERS IN THE ASSEMBLY PROCESS OF SPINDLE UNIT

Denisenko A.F., Ladyagin R.V.

Samara State Technical University, Samara

Keywords: spindle unit, bearing, radial clearance, neural network, forecasting.

Abstract. The article studies the influence of the radial clearance value in the front support bearing on the performance characteristics of the spindle unit. Using a neural network modeling of changes in temperature indicators and elastic displacement of the front end of the spindle at different values of the radial clearance is carried out. The use of this neural network in ensuring the assembly process of the spindle unit is substantiated.

Шпиндельный узел (ШУ) современных станков представляет собой сложную многокомпонентную систему и от его характеристик во многом зависят эксплуатационные характеристики станка в целом [1].

Характеристики ШУ формируются на этапе конструкторско-технологической разработки и реализуются при изготовлении деталей ШУ и подготовки сборочной единицы. Одним из компонентов этой системы является сборка ШУ, когда необходимо обеспечить регулируемые параметры, заложенные проектировщиком в создаваемую конструкцию. Важнейшим регулируемым параметром выступает радиальный зазор (РЗ) подшипника передней опоры ШУ.

РЗ в подшипниках качения, особенно в контексте шпиндельных узлов, играет критически важную роль в процессе их эксплуатации и обоснованное определение его величины и обеспечение её при сборке оказывает влияние на быстроходность, точность и долговечность шпиндельного узла.

В качестве инструмента для обоснования величины РЗ могут использоваться нейронные сети (НС). Они могут облегчить процесс определения оптимального значения РЗ за счет моделирования различных сценариев работы ШУ с учётом широкого спектра значений РЗ. НС способны дать прогноз - как

изменения радиального зазора при сборке повлияет на ШУ в процессе эксплуатации.

В связи с вышеизложенным целью проведенных исследований была оценка влияния величины РЗ в подшипнике передней опоры ШУ на его эксплуатационные характеристики, прогнозируемые с использованием НС.

С целью получения экспериментальных данных для обучения НС был собран стенд на базе станка мод. 1А616 с двухрядным радиальным роlikоподшипником 3182116 в передней опоре. Измерение величины РЗ (S) осуществлялось согласно методике, приведенной в руководстве по обслуживанию станка. Моделируемыми эксплуатационными характеристиками были: температура передней шпиндельной опоры (Т), биение шпинделя (Δ), упругое смещение переднего конца шпинделя (δ), числовые значения которых для выбранных величин РЗ 0,25 мкм, 1,5 мкм и 5,5 мкм получены экспериментально в настоящей работе, а для РЗ 3,0 мкм – в работе ранее [2].

Планирование эксперимента происходило в соответствии со схемой (рис. 1), где для РЗ в 3,0 мкм тепловыделение рассматривалось на всех частотах вращения шпинделя, идущих «напрямую» [2]. При РЗ в 5,5 мкм применялись сочетания комбинаций входных значений для частот вращения шпинделя, дающих наименьшее тепловыделение (минимальный момент трения) (280, 560, 1120 об/мин), а для РЗ 0,25 мкм – частоты с наибольшим тепловыделением (450, 900, 1800 об/мин), где момент трения максимальный. Сами же комбинации входных параметров для РЗ в 3,0 мкм были определены ранее при помощи генератора псевдослучайных чисел «Вихрь Мерсенна» и реализованы на языке программирования Python. Применение такой схемы позволило расширить температурный диапазон в ходе проведения эксперимента.

n	S			
	5,50	3,00	1,50	0,25
0,00	+	+	+	+
280,00	+	+	-	-
355,00	-	+	+	-
450,00	-	+	-	+
560,00	+	+	-	-
710,00	-	+	+	-
900,00	-	+	-	+
1120,00	+	+	-	-
1400,00	-	+	+	-
1800,00	-	+	-	+

Рис. 1. Схема сбора данных для обучения НС

Полученные экспериментальные данные использовались в качестве обучающей выборки для НС в программе Statistica, в которой было построено свыше двухсот нейронных сетей различной архитектуры. В процессе построения изменялось количество нейронов скрытого слоя от 4 до 30, для каждого из которых применялись различные функции активации (ФА): линейная, гиперболическая, логистическая (сигмоидальная), экспоненциальная, синусоидальная. ФА выходного слоя была линейная. Алгоритм обучения работал по одной из вариаций метода Ньютона - BFGS (Broyden–Fletcher–Goldfarb–Shanno) [3]. В качестве функции потерь использовалась квадратичная функция.

В ходе анализа построенных нейронных сетей была отобрана нейронная сеть с архитектурой многослойного персептрона [4] MLP 4-14-3 с сигмоидальной ФА на скрытом слое и линейной на выходном (рис. 2). Данная нейросеть выбрана по критериям максимальной производительности и минимальной ошибки, полученной в процессе обучения.

Нейросеть MLP 4-14-3 показала высокую эффективность и точность прогноза со средними относительными ошибками на контрольном примере, содержащим 232 наблюдения: для T – 1,7%; для Δ – 6,3%; для δ – 13%.

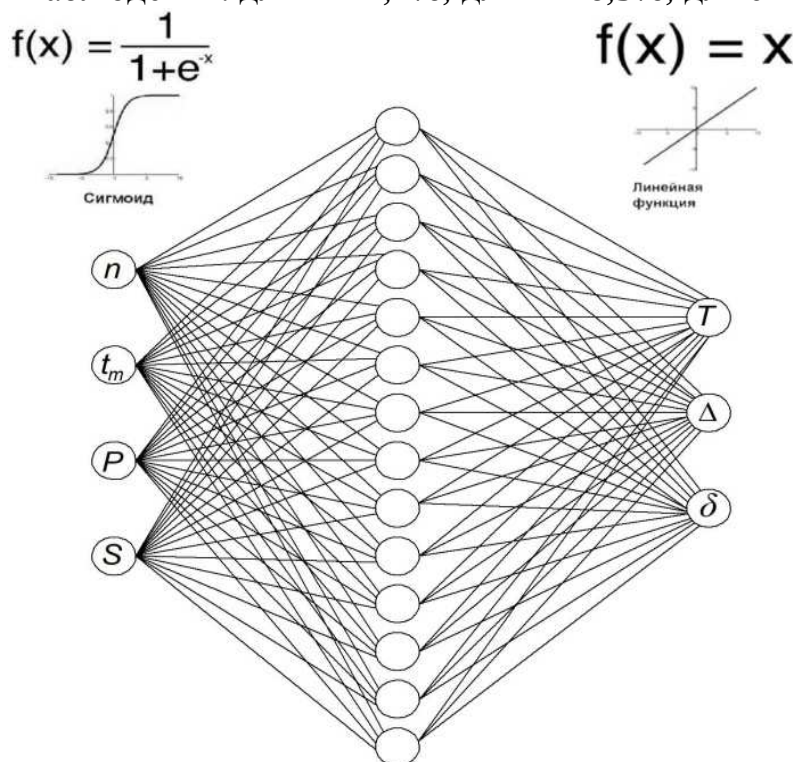


Рис. 2. Архитектура полученной НС

При математической обработке экспериментальных данных в процессе корреляционного анализа сети (табл. 1) видны весьма высокие значения коэффициента корреляции для переменных T и δ и высокие для переменной Δ , для которой он увеличился по сравнению с более ранней нейромоделью [5], что можно объяснить выполнением эксперимента по схеме, приведенной на рисунке 1.

Для удобства отображения числовых значений, полученных экспериментально и спрогнозированных нейросетью, они были импортированы в Excel, где по ним построены графики.

Табл. 1. Коэффициенты корреляции

	Correlation coefficients (2_Experiment_zazor_50%Random_S)								
	T	T	T	Δ	Δ	Δ	δ	δ	δ
	Train	Test	Validation	Train	Test	Validation	Train	Test	Validation
115.MLP 4-14-3	0,9979	0,999	0,9943	0,782	0,7573	0,664	0,9926	0,9923	0,9871

Температурные зависимости представлены графиками (рис. 2) при смежных значениях РЗ (табл. 1) для частот вращения шпинделя 710 и 1120 об/мин.

Из приведенных графиков видно, что построенная сеть хорошо прогнозирует данные и различает значения температуры даже при смежных

значениях РЗ (1,5 и 3,0 мкм; 3,0 и 5,5 мкм). Однако качество её прогноза для нижней части температурного диапазона (38-42°C) несколько хуже.

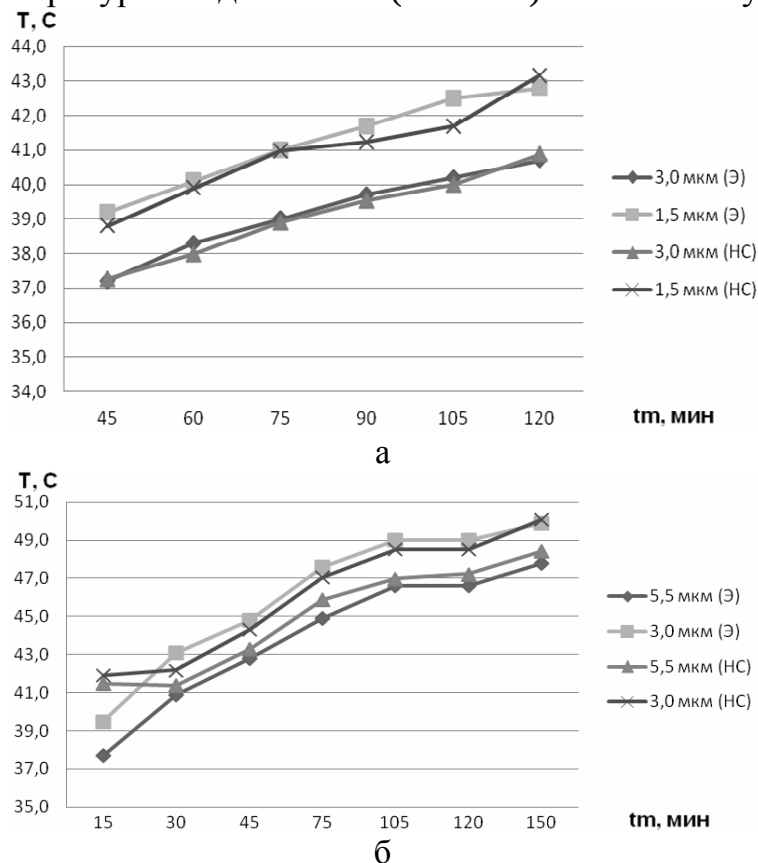


Рис. 2. Зависимость значений температуры от величины РЗ: (Э) – экспериментальные данные; (НС) – данные нейросети: а – при 710 об/мин; б – при 1120 об/мин

На графиках на рисунке 3, где показана величина упругого смещения переднего конца шпинделя в зависимости от усилия прикладываемого на оправку с вылетом от торца шпинделя 70 мм (500...4000 Н), видно, что для этой характеристики нейросеть также хорошо прогнозирует данные, различая разные величины РЗ.

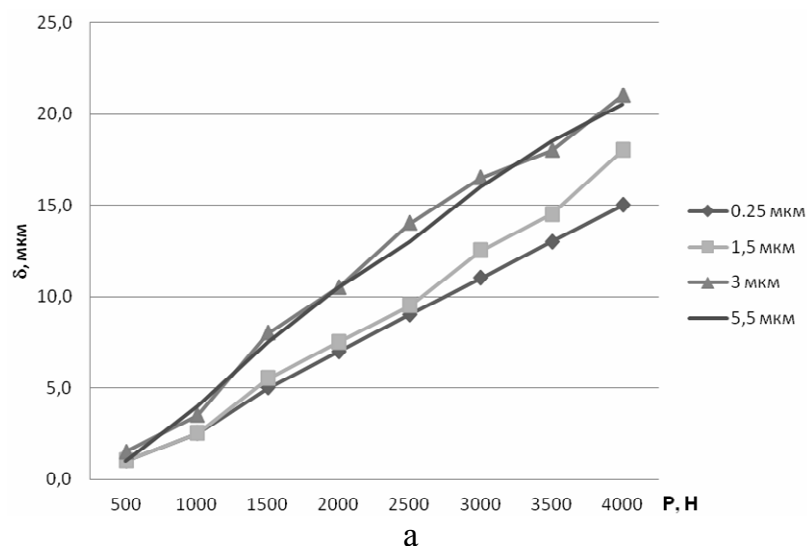


Рис. 3. Зависимость значений упругого смещения переднего конца шпинделя от приложенного усилия: а – экспериментальные данные

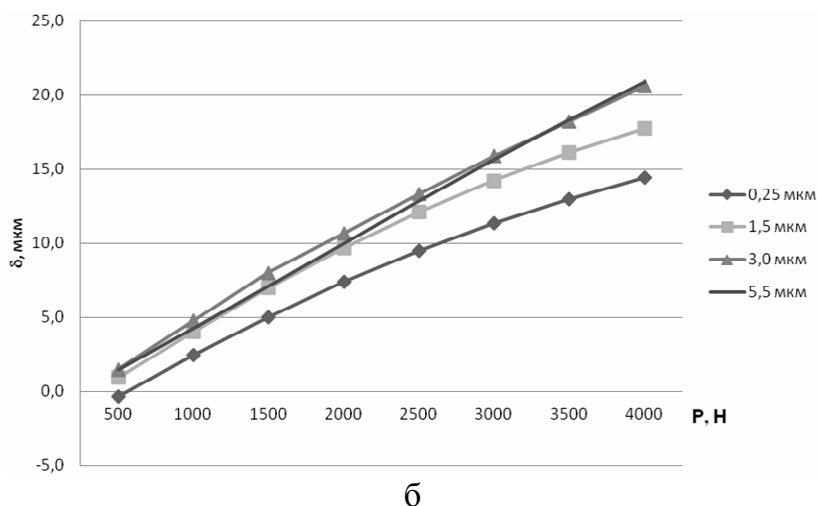


Рис. 3. Зависимость значений упругого смещения переднего конца шпинделя от приложенного усилия: б – данные, смоделированные нейросетью

Пересечение кривых для РЗ в 5,5 и 3,0 мкм присутствует как в экспериментальных данных, так и в смоделированных нейросетью и, вероятно, обусловлено большей дисперсией случайной величины расположения тел качения роликоподшипника. При РЗ в 1,5 мкм кривая смоделированной зависимости хорошо различима для смежных значений РЗ (0,25 и 1,5 мкм), начиная с величины прикладываемой силы в 2500 Н, а при РЗ в 0,25 мкм различима уже во всем диапазоне усилий.

Полученные результаты свидетельствуют, что обоснование выбора регулируемых параметров при сборке шпиндельного узла возможно при помощи НС, обученной на основе значений эксплуатационных характеристик ШУ, полученных в широком диапазоне изменения такого параметра, как радиальный зазор подшипника.

Список литературы

1. Пуш А.В., Зверев И.А. Шпиндельные узлы: качество и надежность при проектировании. – М.: СТАНКИН, 2000. – 132 с.
2. Денисенко А.Ф., Ладягин Р.В. Выбор и применение нейронных сетей для моделирования эксплуатационных характеристик шпиндельных узлов // Машины, агрегаты и процессы. Проектирование, создание и модернизация: Материалы международной научно-практической конференции. – СПб.: НИЦ МС, 2024. – №7. – С. 18-20. – DOI: 10.26160/2587-7577-2024-7.
3. Измаилов А.Ф., Солодов М.В. Численные методы оптимизации: Учеб. пособие. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2005. – 304 с.
4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. – 2-е издание: пер. с англ. – М.: Изд. дом «Вильямс», 2006. – 1104с.
5. Денисенко А.Ф., Ладягин Р.В., Якимов М.В. Применение нейронных сетей для моделирования эксплуатационных характеристик шпиндельного узла // Системы. Методы. Технологии. – 2024. – № 2 (62). – С. 78-86.

Сведения об авторах:

Денисенко Александр Федорович – д.т.н., профессор;

Ладягин Роман Владимирович – аспирант.