

УДК 004.896 : 622.685

Т.А. Желдак, канд. техн. наук, С.Д. Приходченко

(Украина, Днепропетровск, Государственное ВУЗ "Национальный горный университет")

КРИТЕРИИ ОЦЕНКИ И СТАТИСТИЧЕСКАЯ ОБРАБОТКА РЕЗУЛЬТАТОВ ДИАГНОСТИКИ СОСТОЯНИЯ СИСТЕМ ГИДРОТРАНСПОРТИРОВАНИЯ

В настоящее время задача автоматизации всех систем и подсистем производственных циклов горных предприятий с целью сокращения энергопотребления [1] – одна из наиболее важных. Для ее решения необходимо знать, какие управляющие воздействия применить в том или ином случае, и каковы будут

последующие результаты. Мониторинг эксплуатационных характеристик насосов [2] способен дать экономии потребляемой энергии от 9 до 21%, где верхний предел обусловлен конструктивными доработками насосных механизмов, а нижний – своевременным и полным обслуживанием насосных агрегатов.

В работе [3] была предложена модель основного элемента системы поддержки принятия управляющих решений – управляемого сумматора, которая предполагает выбор одного решения из множества предложенных, однако, для оценки адекватности выбора необходимо провести ряд исследований диагностирования системы гидротранспорта.

В общем случае задача принятия решения заключается в выборе среди множества недоминируемых альтернатив такого подмножества (чаще всего – единственного решения или множества эквивалентных), которое исходя из условия задачи удовлетворяло бы установленным критериям принятия решений [4]. В качестве критерия чаще всего выдвигается достижение цели экстремального (минимального или максимального) значения какой-либо функцией или семейством таких функций.

Наиболее простым случаем является выбор из нескольких вариантов одного, при котором задан только один критерий качества, позволяющий сравнивать два объекта и точно указать, какой из них будет лучшим. Если функция цели известна заранее, то легко выбрать тот вариант управленческого решения, для которого этот критерий принимает экстремальное значение.

Для анализа спектральных характеристик активной мгновенной потребляемой мощности приводного двигателя шламового насоса в работах [2, 5] за такой критерий принимается максимальное подобие спектра, полученного с двигателя шламового насоса, и спектра, являющегося эталонным для того или иного режима его работы.

Для определения максимального подобия двух спектров активной мгновенной потребляемой мощности приводного двигателя шламового насоса в качестве целевой функции используем взвешенное евклидово расстояние, в котором весами являются амплитуды спектра эталонной модели (1)

$$P = \sqrt{\sum_{i=1}^n w_i \cdot (A_i - B_i)^2}, \quad (1)$$

где w_i – вес i -го элемента спектра; A_i – значение амплитуды i -го элемента спектра эталонной модели; B_i – значение амплитуды i -го элемента спектра, полученного от реального объекта.

Таким образом, критерий оценки можно записать как минимум различия между спектрами, т.е.

$$F : P_j \rightarrow \min. \quad (2)$$

В свою очередь управляющий сумматор [2] также принимает решение об идентификации той или иной ситуации как одной из заранее известной (эталонной). Если есть множество управляющих решений P и n методов распознавания, каждый из которых предлагает решение $P_j \in P$, то совокупное решение обучаемого сумматора будет определено как

$$P^* = \max \left(\sum_{j=1}^n k_j P_j \right), \quad (3)$$

где k_j – текущий вес j -го метода (определяется в ходе обучения как степень "авторитетности" того или иного метода как мера точности предлагаемых решений); P_j – решение, предлагаемое j -м методом принятия решений.

Таким образом, сумматором принимается решение, которое набрало наибольшее суммарное значение доверия из предложенных методами вариантов решения.

Одной из актуальных научно-практических задач является обучение сумматора, принимающего решения. Первоначально сумматор рассматривает решения, принятые от всех восьми систем, равнозначными, т.е. $k_j = 1/8, \forall j = \overline{1,8}$. После этого сумматор самообучается, для изменения весов различных методов предлагается следующая формула:

$$k_j = (1 - \mu)k_j + \mu \cdot N_j^{TRUE} / N, \quad (4)$$

где N_j^{TRUE} – количество верно идентифицированных j -м методом ситуаций; N – общее количество предъявленных сумматору ситуаций; μ – параметр скорости обучения, $\mu \in [0,1..0,25]$.

Логично, что в процессе обучения $\sum k_j$ может существенно отличаться от 1: на начальном этапе – в меньшую сторону, после нескольких десятков или сотен примеров – в большую. Последнее объясняется тем, что несколько методов одновременно могут давать как правильный, так и неправильный ответ. Используемые в уравнении (3) величины k_j должны быть нормированы по модулю 1.

Анализ формулы (4) показывает, что на начальном этапе каждый пример может существенно влиять на степень доверия к тому или иному методу. С ростом же N это влияние постепенно нивелируется, а сам коэффициент доверия асимптотически приближается к точности идентификации самого метода.

Проверка предложенных критериев оценки состояния гидротранспортной системы и принятия решений в ней была произведена в ходе математических и натуральных экспериментов.

На первом этапе исследований было проведено имитационное моделирование различных состояний гидротранспортной системы без учета износа, которые были предъявлены различным методам, использованным в системе с обучаемым сумматором для распознавания. Результаты точности распознавания приведены в табл. 1.

Таблица 1

Точность распознавания состояния ГТС различными методами без учета износа оборудования – моделирование

№	Метод распознавания	Нормальный режим работы	Предаварийная ситуация	Аварийная ситуация
1	Сеть Хопфилда	0,836	0,925	0,902
2	Многослойный перцептрон	0,971	0,954	0,976
3	Экспертная система	0,965	0,932	0,926
4	Метод кластеризации	0,845	0,761	0,903
5	Метод потенциальных функций	0,881	0,894	0,922
6	Метод Левенштейна	0,856	0,828	0,876
7	Метод к ближайших соседей	0,951	0,931	0,944
8	Обучаемый сумматор	0,967	0,982	0,987

Как видим, обучаемый сумматор показывает схожие с другими методами результаты идентификации всех режимов, иногда даже проигрывая многослойному перцептрон.

На втором этапе исследований было проведено имитационное моделирование различных состояний гидротранспортной системы с учетом износа, которые также были предъявлены различным методам для распознавания. Результаты точности распознавания приведены в табл. 2.

Таблица 2

Точность распознавания состояния ГТС различными методами с учетом износа оборудования – моделирование

№	Метод распознавания	Нормальный режим работы	Предаварийная ситуация	Аварийная ситуация
1	Сеть Хопфилда	0,819	0,914	0,912
2	Многослойный перцептрон	0,941	0,934	0,986
3	Экспертная система	0,931	0,923	0,930
4	Метод кластеризации	0,845	0,761	0,903
5	Метод потенциальных функций	0,874	0,886	0,913
6	Метод Левенштейна	0,841	0,836	0,879
7	Метод к ближайших соседей	0,937	0,927	0,937
8	Обучаемый сумматор	0,972	0,980	0,989

Сравнивая результаты в табл. 1 и 2, легко заметить, что влияние величины износа существенно понижает точность идентификации режимов большинства традиционных методов и практически не сказывается на результатах работы обучаемого сумматора.

На третьем этапе было проведено экспериментальное исследование различных состояний гидротранспортной системы, результаты которого также были предъявлены различным методам для распознавания. Следует отметить, что поскольку экспериментальные исследования проводились на реально работающем оборудовании в условиях Полтавского ГОКа, то моделирование аварийных ситуаций выполнялось на имитационных моделях. Результаты точности распознавания режимов работы гидротранспортных систем приведены в табл. 3.

Как видно из вышеприведенных таблиц, обучаемый сумматор, применяемый для обобщения результатов, полученных различными методами, дает большую точность по сравнению с каждым из методов, участвующих в выводе окончательного решения.

По результатам проведенных тестов была выполнена проверка статистической гипотезы о достоверности работы программного комплекса на основе обучаемого сумматора. В табл. 4 приведены значения реакции программного комплекса NGU-Hydra, реализующего критерии выбора управленческих решений на основе идентификации возникающих ситуаций согласно выражениям (1)-(4) для различных состояний гидротранспортной системы. В таблице отражены результаты моделирования 2000 случаев, одна половина из которых описывала нормальное состояние ГТС, другая – аварийное.

Таблица 3

Точность распознавания состояния ГТС различными методами с учетом износа оборудования на реальных данных

№	Метод распознавания	Нормальный режим	Предаварийная ситуация	Аварийная ситуация
1	Сеть Хопфилда	0,815	0,918	0,916
2	Многослойный перцептрон	0,943	0,931	0,982
3	Экспертная система	0,933	0,929	0,930
4	Метод кластеризации	0,843	0,766	0,903
5	Метод потенциальных функций	0,871	0,882	0,913
6	Метод Левенштейна	0,836	0,838	0,879
7	Метод к ближайших соседей	0,932	0,923	0,937
8	Обучаемый сумматор	0,974	0,984	0,989

Таблица 4

Показатель точности работы программы NGU-Hydra при идентификации состояния системы – моделирование

Состояние, диагностируемое программой NGU-Hydra \ Реальное состояние гидротранспортной системы	Нормальное	Аварийное
	Нормальное	972
Аварийное	28	988

Как видно из табл. 4, система на основе обучаемого сумматора дает ошибки как первого, так и второго рода, но их количество не превышает 3%. Однако, для устранения ошибок второго рода, а именно пропусков аварийных ситуаций, способных повлечь выход оборудования из строя и последующие значительные материальные потери, был проведен дополнительный цикл обучения, включающий в себя повышенное количество аварийных ситуаций.

Результаты работы программного комплекса после дополнительного обучения на той же начальной выборке примеров, что и при начальном моделировании, приведены в табл. 5.

Таблица 5

Показатель точности работы программы NGU-Hydra при идентификации состояния системы после дообучения

Состояние, диагностируемое программой NGU-Hydra \ Реальное состояние гидротранспортной системы	Нормальное	Аварийное
	Нормальное	964
Аварийное	36	994

Как видно из табл. 4 и 5, обученный в штатном режиме обучаемый сумматор определяет состояние контролируемой системы с точностью 98%, однако количество ошибок второго рода при этом составляет 1,2%, а ошибок первого рода – 2,8%. Следует учесть, что ошибочно идентифицированное аварийное состояние легко проверить визуальным контролем находящегося на объекте оператора. В то же время пропуск аварийной ситуации – ошибка несоизмеримо более существенная.

Дополнительно обученный сумматор определяет состояние контролируемой системы практически с той же средней точностью – 97,9%. Однако количество ошибок второго рода при этом снижается до 0,6% – вдвое от первоначального обучения.

Выводы. В работе выполнен синтез критериев принятия решений при контроле технического состояния систем гидротранспортирования. Первый из выбранных критериев использует меру схожести спектра потребляемой активной мощности насосом и эталонного спектра для различных состояний и неполадок. Схожесть в нормированном евклидовом пространстве оценивается по квадратичному расстоянию. Второй критерий использует принцип авторитетного голосования для выбора из конечного множества состояний, оцениваемых несколькими методами. В работе предложен обучаемый сумматор, который изменяет авторитет каждого из методов оценки в зависимости от статистического качества выдаваемых решений.

В ходе экспериментальной проверки предложенных критериев на модельных и экспериментальных данных, полученных от реального объекта, были получены высокие оценки качества распознавания текущего состояния объекта, характеризующиеся большей точностью в сравнении со стандартными методами, применявшимися ранее.

Особенно показательны результаты применения системы с предложенными критериями принятия решений для распознавания состояния объекта, находящегося в изношенном состоянии: точность распознавания становится заметно выше, нежели у ранее известных методов.

Применение обучаемого сумматора для распознавания текущего состояния системы гидротранспорта и прогнозирования развития ситуации, является оправданным подходом.

Список литературы

1. Приходченко С.Д. Анализ современных моделей гидротранспортных систем/ С.Д. Приходченко// Гірнична електромеханіка та автоматика: наук.-техн. зб. – Дніпропетровськ, НГУ, 2007. – Вип. 78. – С. 56–62
2. Приходченко С.Д. Зависимость спектра потребляемой мощности электродвигателя от физических параметров механизма. / С.Д. Приходченко // Геотехническая механика. Межвед. сб. науч. работ. Институт геотехнической механики им. М.С. Полякова НАН Украины. – Днепропетровск, 2006. – Вып. 64. – С. 123–129
3. Приходченко С.Д. Застосування суматора, що здатен до навчання, в системі підтримки прийняття рішень для внутріфабричного гідротранспорту/ С.Д. Приходченко //Гірнична електромеханіка та автоматика: наук.-техн. зб. – Дніпропетровськ, НГУ, 2010 – Вип. 85. – с. 96–102
4. Ус С.А. Методи прийняття рішень: навч. посібник /С.А. Ус – Д.: Національний гірничий університет, 2012. – 212 с.
5. Приходченко С.Д. Анализ результатов промышленных испытаний двигателей шламовых насосов. // Геотехническая механика. Межвед. сб. науч. работ. Институт геотехнической механики им. М.С. Полякова НАН Украины. – Днепропетровск, 2007. – Вып. 69. – С. 84–90