

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЗАТРАТ НА СОДЕРЖАНИЕ ОБОРУДОВАНИЯ УГЛЕДОБЫВАЮЩИХ ПРЕДПРИЯТИЙ С ПРИМЕНЕНИЕМ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

ПЕРЕВОЗНЮК С. А.

магистрант

ХМЕЛЁВА А. В.

кандидат технических наук

Донецк

Многие угледобывающие шахты являются убыточными, основной причиной этого является слишком высокая себестоимость продукции, превышающая цену реализации почти вдвое. Исследование ситуации, относительно производственных затрат на уровне угольного предприятия, показало, что ключевой составляющей процесса добычи является комплекс горно-шахтного оборудования и значительная часть издержек касается именно содержания оборудования. Из-за высокой степени износа некоторые узлы и агрегаты разрушаются в процессе работы, вследствие чего образовавшиеся обломки, попадая в смежные механизмы, приводят к их повреждению или полному разрушению. Своевременный ремонт или замена изношенных узлов решает проблему. Однако, в результате слишком ранней замены агрегата, ресурс будет не полностью исчерпан, а поздней – может привести к аварии. Существующая на шахтах система планирования планово-предупредительных ремонтов не в состоянии определить с достаточной точностью момент ремонта или замены оборудования и нуждается в модернизации.

Однако, несовершенный планово-предупредительный ремонт не единственная проблема. Если рассмотреть динамику работы, к примеру, комбайна, то со временем его производительность падает, а затраты растут, ремонтный цикл сокращается, соответственно увеличиваются и учащаются простои и аварии. И наступает такой момент, когда затраты на содержание конкретного

оборудования превышают доход от его эксплуатации, следовательно, его необходимо утилизировать и установить новое. Этот момент для каждого агрегата зависит от качества самого изделия, ресурса, условий эксплуатации и человеческого фактора.

Следовательно, чтобы уменьшить стоимость обслуживания и ремонтов, необходимо модернизировать процесс планирования планово-предупредительного ремонта, за счёт использования методов прогноза поломок. Анализ работы конкретного оборудования с экономической точки зрения позволит оценить перспективы его использования и планировать замену до аварийной ситуации, избежав излишних финансовых потерь.

Проблемами ремонтных процессов и оптимизации сроков службы горно-шахтного оборудования занимались такие учёные, как А. И. Ящур, Л. Л. Степанова, Н. Т. Бескровный, О. П. Суслов, Л. Я. Гимельштейн, А. М. Горлин, В. П. Муравьёв, М. А. Елизаветин, Р. Н. Коллегаев, Г. П. Котляревский, А. В. Топчиев, В. Н. Гетонапов, В. И. Солод, И. Л. Шильберг, М. О. Якобсон.

Для прогнозирования затрат применяются модели линейной, нелинейной и множественной регрессии, методы экспертных оценок, оптимизационные методы [1]. Применение приведённых выше методов для определения производительности и расчёта эффективности использования горно-шахтного оборудования имеет значительный недостаток. Эти расчеты возможно проводить при условии наличия всей достоверной информации. Более того, функция капиталоотдачи имеет сложную форму (рис. 1).

При работе с подобными функциями подыскивают монотонную аппроксимирующую функцию и на этой кривой ищут экстремальную точку [2].

Из рис. 1 можно заметить, что критерий k скачкообразно падает, это связано с тем, что в этот период времени проводился капитальный ремонт и затраты

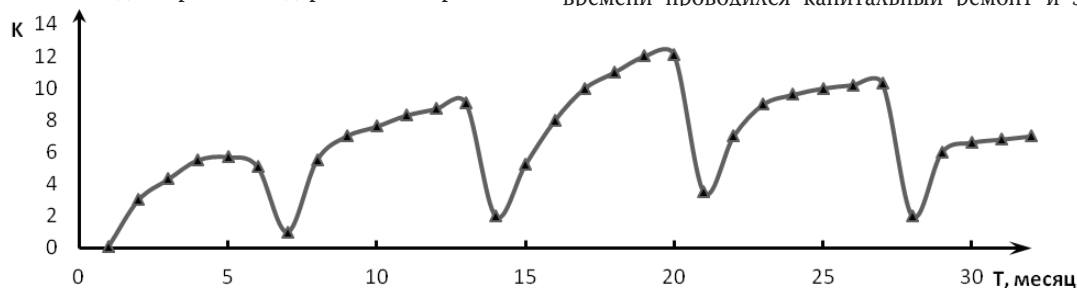


Рис. 1. Изменение капиталоотдачи комбайна в зависимости от его срока службы

резко увеличивались. В определённый момент значение k достигает пика и начинает падать. Это объясняет актуальность задачи определения данного экстремума, т. к. после такового эксплуатация данного оборудования нецелесообразна и требует его замены.

Для того, чтобы иметь возможность определить время ликвидации и замены оборудования, необходимо прогнозировать ключевые параметры оборудования. В частности, это затраты на обслуживание и доход от эксплуатации угольного комбайна. Традиционными методами невозможно прогнозировать показатели с зашумленными либо искажёнными входными данными, что часто встречается на угледобывающих предприятиях, более того, зависимость некоторых факторов определить просто невозможно. Недавние исследования показали, что использование искусственных нейронных сетей показали лучшие результаты по сравнению с вышеперечисленными методами и моделями.

Искусственные нейронные сети представляют собой технологию, которая применяется в таких различных областях, как моделирование, анализ временных рядов, распознавание образов, обработка сигналов и управление благодаря одному важному свойству – способности обучаться на основе данных при участии учителя или без его вмешательства [3].

Целью статьи является разработка модели прогнозирования затрат и дохода от эксплуатации горношахтного оборудования с применением нейронных сетей, обученных на основе статистических наблюдений.

Для решения планирования ремонтов необходимо изменить процесс управления планово-предупредительными ремонтными работами, внедрив интеллектуальную подсистему управления ремонтами. На рис. 2 приведена принципиальная схема подсистемы управления ремонтами, которая состоит из трёх основ-

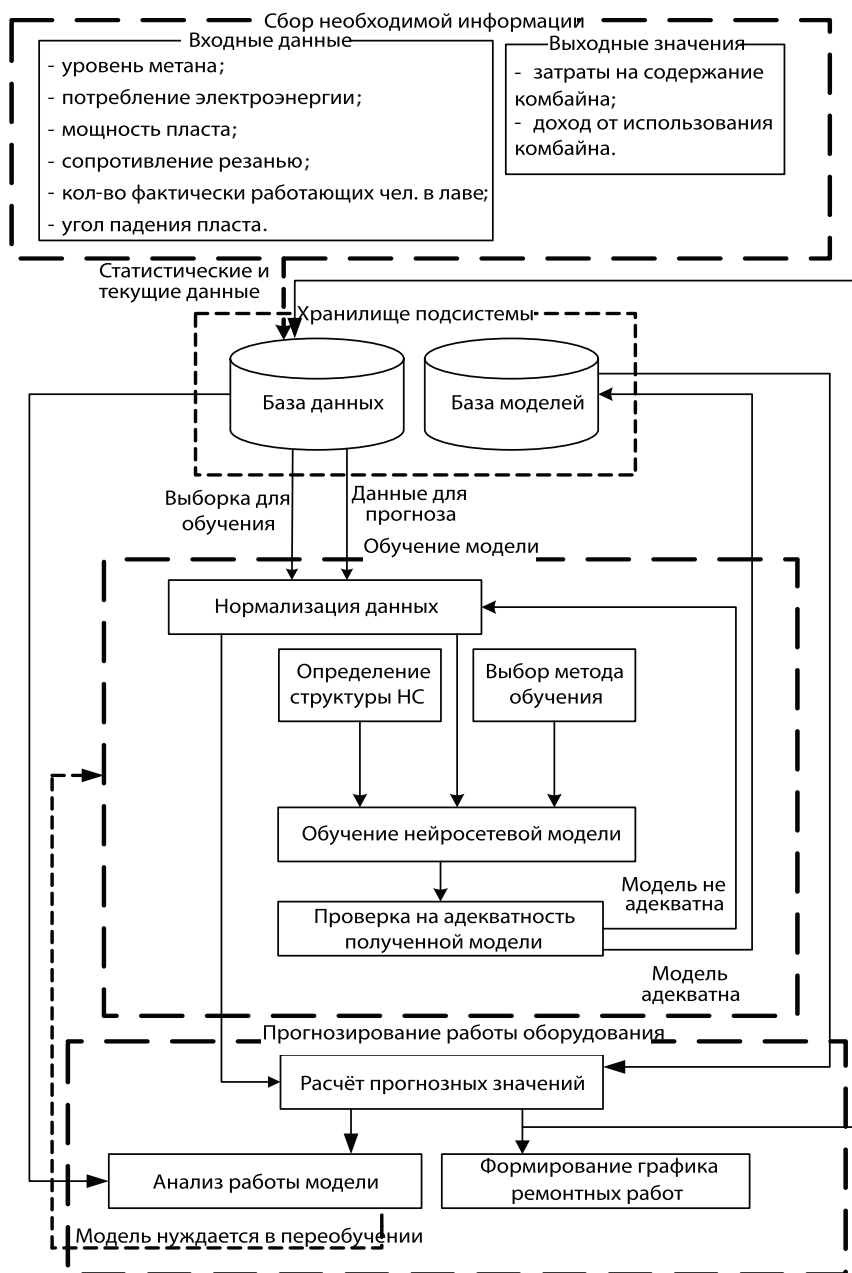


Рис. 2. Принципиальная структура подсистемы управления ремонтами

ных блоков: сбор необходимой информации, обучение модели и прогнозирование работы оборудования.

Эта концепция предусматривает создание и хранение индивидуальных нейросетевых моделей для каждого конкретного оборудования с различными входными и выходными параметрами в базе моделей.

Назначение первого блока – сбор статистической информации о работе оборудования (входных параметров, влияющих на работу оборудования, и выходных – отражающих эффективность его функционирования).

Все данные из блока «Сбор необходимой информации» поступают в базу данных. В качестве хранилища данных подсистемы необходимо использовать серверную СУБД для надёжного и централизованного хранения информации. База моделей служит для хранения весов и связей уже обученных нейросетевых моделей прогнозирования затрат и дохода оборудования при эксплуатации оборудования.

В блоке «Обучение модели» после приведения обучающей выборки к коэффициентам в диапазоне от -1 до 1 происходит обучение нейронной сети с последующей проверкой её на адекватность. Если модель адекватна, то она сохраняется в базе моделей. В противном случае процесс повторяется с изменением параметров выборки.

В блоке «Прогнозирование работы оборудования» происходит расчёт прогнозных значений выходных параметров и повторная проверка адекватности модели с учетом накопленной статистики. В случае большой ошибки при работе модели, она переобучается.

Для обучения нейронной сети была составлена выборка, состоящая из более 100 наблюдений за работой угольного комбайна на угледобывающем предприятии ш. «Вергелёвская» ГП «Луганскуголь».

В качестве структуры нейросетевой модели был выбран трёхслойный персептрон. Размер входного слоя

составил 6 нейронов, выходного – 2 нейрона, скрытого – 4 нейрона. В качестве функции активации была использована рациональная сигмоида, которая имеет вид:

$$f(s) = \frac{s}{|s| + \alpha}, \quad (1)$$

где s – выход сумматора нейрона; α – произвольная константа.

Для оценки работы нейросетевой модели применён метод суммы расстояний от выходных сигналов сети до их требуемых значений:

$$H = \frac{1}{2} \sum_{\tau \in V_{out}} (Z(\tau) - Z^*(\tau))^2, \quad (2)$$

где $Z^*(\tau)$ – требуемое значение выходного сигнала.

На рис. 3 изображена динамика производительности комбайна, выступившая в качестве обучающей выборки и прогнозные значения на два будущих периода, а на рис. 4 изображена динамика и прогноз затрат на обслуживание комбайна. Из рис. 3 видно, что в будущем периоде ожидается прирост производительности, что повлечет за собой увеличение затрат (рис. 4). Значительного снижения производительности и роста затрат ближайшие 2 дня не ожидается, соответственно подготовка к капитальному ремонту не является срочной.

Данная концепция (рис. 2) является гибкой структурой и может успешно использоваться на угольных предприятиях для прогнозирования капиталотдачи и позволит значительно снизить затраты на содержание оборудования за счёт своевременного планирования и ремонта. Система может быть легко дополнена новыми нейросетевыми структурами и методами обучения нейронных сетей прогнозирования затрат и дохода оборудования, что позволит создавать модели для более сложных зависимостей. ■

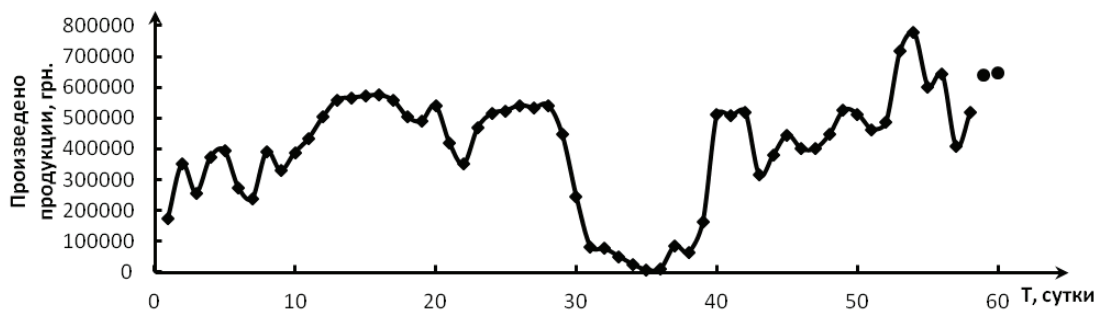


Рис. 3. Динамика производительности комбайна

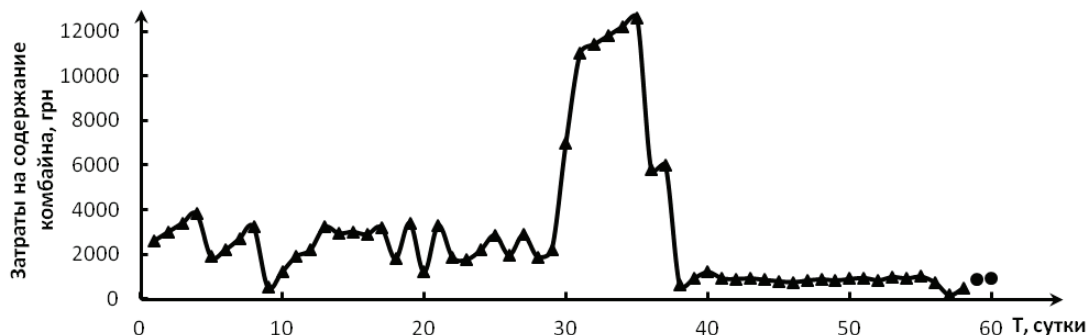


Рис. 4. Динамика затрат на содержание комбайна

ЛИТЕРАТУРА

1. Вольдер Б. С. теория и методы прогнозирования. – М.: Теория вероятности и математическая статистика, 2000. – 503 с.

2. Бескровный Н. Т. Экономика и оптимизация надёжности и ремонта горношахтного оборудования.– М.: «Недра», 1974.– 216 с.

3. Саймон Хайкин. Нейронные сети: полный курс.– 2-е издание / Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
