

ТЕХНОЛОГИЧЕСКИЕ ПРОЦЕССЫ ТРАНСПОРТНОГО КОМПЛЕКСА

УДК 656.222.3

А. А. ЕРОФЕЕВ, кандидат технических наук, С. Ю. ЧАПСКИЙ, Белорусский государственный университет транспорта, г. Гомель

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПРОДОЛЖИТЕЛЬНОСТИ ВЫПОЛНЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ОПЕРАЦИЙ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЕ УПРАВЛЕНИЯ ПЕРЕВОЗОЧНЫМ ПРОЦЕССОМ

Дано описание методики прогнозирования продолжительности выполнения технологических операций (ПВТО) в интеллектуальной системе управления перевозочным процессом, которая предусматривает три этапа расчета: подготовительный, оперативный и самообучение. Для прогнозирования предложено формирование массива опыта, который включает множество основных и дополнительных факторов, влияющих на ПВТО в установленной эксплуатационной обстановке. Описаны процедуры оценки влияния факторов на ПВТО и корректировки этих значений в процессе самообучения. Для программной реализации предложенного метода прогнозирования ПВТО предлагается использовать математический аппарат теории искусственных нейронных сетей. Построена нейронная сеть и выполнена ее программная реализация.

Формирование интеллектуальной системы управления перевозочным процессом (ИСУПП) предполагает решение эксплуатационных задач (ЭЗ) планирования поездной, грузовой и станционной работы, в том числе в условиях изменяющейся эксплуатационной обстановки на полигоне [1]. Разработка планов станционной работы предполагает решение двух типов ЭЗ:

- 1) идентификации последовательности выполнения операций с вагонами, локомотивами и поездами (динамическими объектами) в рамках технологического цикла (решение данного типа ЭЗ описано, например, в [2-4]);
- 2) определение продолжительности выполнения этих операций и, как результат, времени готовности поезда к отправлению.

Для решения ЭЗ второго типа необходимо спрогнозировать продолжительность выполнения технологической операции (ПВТО) (поезда, вагона, состава и др.). В настоящее время при определении ПВТО используются методы графического и математического моделирования, методы аналитических расчетов. Однако в условиях изменения параметров эксплуатационной обстановки (параметры поездопотока, уровень загрузки объектов станции, техническое состояние подвижного состава, погодные условия и др.) существующие методы не позволяют однозначно установить продолжительность выполнения той или иной операции.

Следовательно, необходимо применение таких математических моделей, которые позволяют выполнять расчеты не только исходя из заранее заложенных параметров и закономерностей, но и способны анализировать информацию о текущей эксплуатационной обстановке, находить в ней закономерности и учитывать воздействие случайных факторов.

Исходная идея прогнозирования ПВТО основана на предложенных профессором Л. П. Тулуповым ситуационно-эвристических методах прогнозирования (СЭМП) [5]. В СЭМП предполагается, что стохастическая связь между ПВТО и каждым влияющим фактором достаточно точно описывается линейными моделями лишь в узких границах изменения факторов. Из этого предположения следует, что при установлении формы связи допустимо использование лишь тех опытных (статистических) данных, которые в определенном смысле реализованы в сходных эксплуатационных обстановках.

Считается заранее установленным, что значение ПВТО зависит от основных (Φ_i) и дополнительных (Φ_v) факторов, где $i = 1, 2, \dots, I$; $v = 1, 2, \dots, \theta$. На начало расчета значения факторов известны и в совокупности составляют исходную эксплуатационную обстановку ($\Phi_i^{z+1}, \Phi_v^{z+1}$).

Под прогнозом понимается установленное значение ПВТО в эксплуатационной обстановке, которая сложилась на плановый период $\tilde{X}_1^{z+1}, \tilde{X}_2^{z+1}, \tilde{X}_I^{z+1}, \dots, \tilde{X}_I^{z+1}$.

Обозначим всю их совокупность через (\tilde{X}_I^{z+1}) , причем величина $\tilde{X}^{z+1} = \sum_i \tilde{X}_I^{z+1}$ имеет физический смысл, т. е. группа прогнозируемых показателей однородна. Предусматривается три этапа расчетов: подготовительный, оперативный и самообучение.

На подготовительном этапе для каждого ПВТО устанавливается перечень влияющих факторов (Φ_i) и технология их определения. Количественные характеристики эксплуатационной обстановки и соответствующие им отчетные значения ПВТО составляют строку опыта. Строки опыта за z предплановых периодов образуют массив опыта Z . Вид матрицы, характеризующей массив опыта, представлен в таблице 1.

Таблица 1 – Массив опыта Z

Строка опыта	Факторы		Выполненные показатели
	основные	дополнительные	
1	$\Phi_1^1 \dots \Phi_1^1 \dots \Phi_1^1$	$\omega^1 \sigma^1$	$X^1 X_1^1 \dots X_I^1 \dots X_I^1$
...
j	$\Phi_1^j \dots \Phi_1^j \dots \Phi_1^j$	$\omega^j \sigma^j$	$X^j X_1^j \dots X_I^j \dots X_I^j$
...
z	$\Phi_1^z \dots \Phi_1^z \dots \Phi_1^z$	$\omega^z \sigma^z$	$X^z X_1^z \dots X_I^z \dots X_I^z$
$z+1$	$\Phi_1^{z+1} \dots \Phi_1^{z+1} \dots \Phi_1^{z+1}$	$\omega^{z+1} \sigma^{z+1}$???

В качестве влияющих используются только те факторы, значения которых на плановый период могут быть определены. Однако на фактическое выполнение прогнозируемых показателей могут оказывать сильное влияние и чисто случайные величины, значения которых предвидеть невозможно. К таким факторам, например, относятся стихийные бедствия, чрезвычайные происшествия и т. д. Опытные данные, относящиеся к условиям, резко отличающимся от обычных, в расчетах не используют.

Методика предусматривает возможность логического контроля. Если, например, разница между прогнозом и фактическим ПВТО превысила заданный уровень, то строке опыта автоматически присваивается запрещающий признак. Для расчета используется откорректированный массив опыта, который не содержит резких, нехарактерных отклонений.

На подготовительном этапе на основании экспертных оценок устанавливаются доли влияния каждого фактора на показатель x_i . Тогда прогноз

$$\bar{X}^j = \sum_{i=1}^I \bar{x}_i \Phi_i^j. \quad (1)$$

Имеется возможность составить систему из z уравнений:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^I \bar{x}_i \Phi_i^1 = X^1; \\ \sum_{i=1}^I \bar{x}_i \Phi_i^j = X^j; \\ \sum_{i=1}^I \bar{x}_i \Phi_i^z = X^z. \end{cases} \quad (2)$$

На каждый \bar{x}_i накладываются технологические ограничения:

$$x_i^{\min} \leq \bar{x}_i \leq x_i^{\max}, \quad (3)$$

где x_i^{\min} , x_i^{\max} – граничные значения изменения ПВТО.

Совокупность коэффициентов (\bar{x}_i) при ограничениях (3) может определяться различными способами, например с использованием алгоритмов поиска долгосрочных нормативов (\bar{x}_i), исходя из условия

$$\sum_{i=1}^z (X^j - \bar{X}^j)^2 = \sum_{i=1}^z \left[X^j - \sum_{i=1}^I \bar{x}_i \Phi_i^j \right]^2 \rightarrow \min, \quad (4)$$

где X^j – отчетное значение ПВТО; \bar{X}^j – прогнозное значение ПВТО.

Нормативы (\bar{x}_i) используются для выбора из массива опыта наиболее близких к предплановой эксплуатационных обстановок. Критерий близости j -й строки массива опыта задается в виде функции $K^j = \xi(\Phi_i^j, \bar{x}_i, \Phi_i^{z+1})$.

Функция ξ определяет способ отбора близких эксплуатационных обстановок. Нельзя утверждать, что в массиве опыта всегда есть хотя бы одна строка j , у которой эксплуатационных обстановок ($\Phi_i^j, \sigma^j, \omega^j$) точно совпадает с предплановой ($\Phi_i^{z+1}, \sigma^{z+1}, \omega^{z+1}$).

Однако среди строк найдется несколько исходных эксплуатационных обстановок, которые в определенном смысле более близки к предплановой по сравнению с другими.

Эксплуатационная обстановка определяется вектором с координатами ($\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_I$). При покоординатной оценке эксплуатационной обстановки j -й строки массива Z будем считать близкой к $z+1$, если выполняется следующее неравенство:

$$K_{(z+1)j} = K_j^j = \left| \Phi_i^{z+1} - \Phi_i^j \right| \leq \varepsilon_i, \quad (5)$$

где ε_i – допустимое отклонение ($i = 1, 2, \dots, I$).

Влияющие факторы могут быть неравнозначными, что определяет неравнозначность величин ε_i . Если в области, удовлетворяющей условию (5), не окажется достаточного количества эксплуатационных обстановок ($M < M_{\min}$), то

допустимую разность критериев увеличивают с заданным шагом. Если и в этом случае количество выбранных близких эксплуатационных обстановок ($M < M_{\min}$), близость ситуаций оценивается другими критериями.

Если требуется, чтобы некоторые факторы в близких ситуациях совпадали, то в этом случае $\varepsilon_i = 0$.

В качестве критериев могут быть использованы:

– модуль суммы покоординатных разностей

$$S_{(z+1)j}^{IV} = K_{II}^j = \left| \sum_{i=1}^I \bar{x}_i (\Phi_i^{z+1} - \Phi_i^j) \right|; \quad (6)$$

– сумма модулей разности координат

$$S_{(z+1)j}^V = K_{III}^j = \left| \sum_{i=1}^I \bar{x}_i (\Phi_i^{z+1} - \Phi_i^j) \right|. \quad (7)$$

Критерии носят эвристический характер, что отражено в названии метода. Чтобы отобразить наиболее близкие ситуации из массива опыта, для всех строк таблицы 1 по формулам (6) и (7) находим величины K^j и из них выбираем K_{\min} и K_{\max} . Границы допустимой области отбора близких эксплуатационных обстановок определяем по формуле

$$K_{\text{отр}} = K_{\min} + \beta(K_{\max} - K_{\min}), \quad (8)$$

где β – параметр отбора ситуаций.

Если величины K^j распределены неравномерно на отрезке $[K_{\max}, K_{\min}]$, то в допустимую зону или массив близких строк опыта может попасть слишком много или слишком мало строк. Поэтому вводится дополнительное ограничение

$$M_{\min} \leq M \leq M_{\max}, \quad (9)$$

где M – число отобранных строк.

В массиве близких строк опыта (таблица 2) отобранные строки упорядочены в соответствии с возрастанием критерия $K_{\min}^1 < K^2 < \dots < K^m < \dots < K^M$.

Таблица 2 – Массив близких строк опыта

Строка	Критерий близости	Основные факторы	Скорректированные показатели
1	K_{\min}^1	$\Phi_1^1 \dots \Phi_i^1 \dots \Phi_I^1$	$\bar{X}^1 \bar{X}_1^1 \dots \bar{X}_i^1 \dots \bar{X}_L^1$
...
m	K^m	$\Phi_1^m \dots \Phi_i^m \dots \Phi_I^m$	$\bar{X}^m \bar{X}_1^m \dots \bar{X}_i^m \dots \bar{X}_L^m$
...
M	K^M	$\Phi_1^M \dots \Phi_i^M \dots \Phi_I^M$	$\bar{X}^M \bar{X}_1^M \dots \bar{X}_i^M \dots \bar{X}_L^M$
$M+1$		$\Phi_1^{z+1} \dots \Phi_i^{z+1} \dots \Phi_I^{z+1}$? ... ? ... ? при известных $\sigma^{z+1}, \omega^{z+1}$

Связь между отобранными строками и исходной эксплуатационной обстановкой ($\Phi_i^{z+1}, \sigma^{z+1}, \omega^{z+1}$), приведенной к строке $M+1$ (таблица 2), можно установить несколькими способами. Наиболее быстродействующим является усреднение факторов и показателей массива близких строк:

$$\bar{\Phi}_i = \frac{\sum_{m=1}^M \Phi_i^m}{M}; \quad \bar{X} = \frac{\sum_{m=1}^M \bar{X}^m}{M}; \quad \bar{X}_i = \frac{\sum_{m=1}^M \bar{X}_i^m}{M}. \quad (10)$$

Строка усредненного опыта при прогнозировании $\bar{\Phi}_1 \dots \bar{\Phi}_i \dots \bar{\Phi}_I \bar{X}_1 \dots \bar{X}_i \dots \bar{X}_L$.

Исходные ситуации отобранных M строк (таблица 2) могут располагаться относительно (Φ_i^{z+1}) несимметрично, поэтому необходима корректировка на величину смещения $\Omega = f(\bar{\Phi}_i, \bar{\Phi}_i^{z+1}, \bar{x}_i)$.

Используем одну из возможных формул определения величины смещения:

$$\Omega = \sum_{i=1}^I \bar{x}_i (\Phi_i^{z+1} - \bar{\Phi}_i), \quad (11)$$

где \bar{x}_i – доля влияния фактора (долгосрочный норматив).

В отдельные периоды значения ПВТО существенно отличаются от прогнозируемых из-за влияния условий, которые не учитываются моделью, а также неточностей самого оперативного учета. В этих случаях в массиве опыта еще нет строк опыта работы в изменившейся эксплуатационной обстановке, а модель может «обучиться» лишь по нескольким строкам опыта последних периодов ($p = 1, 2, \dots, p, \dots, P$). Для таких случаев предлагается дополнительно использовать коэффициент тенденции γ^p , который рассчитывается следующим образом:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{если } \frac{X^p}{\bar{X}^p} \in [1+\Delta], \text{ то } \gamma^p = \frac{X^p}{\bar{X}^p}; \\ \text{если } \frac{X}{\bar{X}} \in [1+\Delta], \text{ то } \gamma^p = 1 + \Delta; \\ \text{если } \frac{X}{\bar{X}} \in [1 - \Delta], \text{ то } \gamma^p = 1 - \Delta. \end{array} \right. \quad (12)$$

Расчетное значение

$$\gamma^{z+1} = \sum \beta^p \gamma^p, \quad (13)$$

где X^p, \bar{X}^p – соответственно отчетное и прогнозное значение ПВТО за период P ; Δ – заданная допустимая погрешность прогноза; β^p – константа, определяющая вес периода P в списке последних p расчетов.

Значение P определяется путем анализа результатов прогнозирования при различных значениях p . В большинстве проведенных опытов наилучшая достоверность прогноза достигалась при $P = 4$ [5]. Средняя погрешность за период при том или ином значении p

$$\bar{\Delta}_p = \frac{\sum_{i=1}^m |\bar{X}^j - X^j|}{m \bar{X}_m}, \quad (14)$$

где m – число разрешенных строк массива опыта Z ; \bar{X}_m – среднее значение показателя за P периодов;

В базе знаний ИСУПП сохраняется скорректированное значение составляющей ПВТО, зависящей только от основных факторов. Это дает возможность точнее определить степень влияния дополнительных факторов. К дополнительным показателям могут быть отнесены, например, погодные условия, экономическая ситуация у грузовладельцев, дефицит или профицит перевозочных ресурсов у перевозчика и др.

Значения дополнительных факторов ω и количественные значения их влияния σ должны быть определены для всех имеющихся в массиве опыта эксплуатационных обстановок. Тогда значение ПВТО с учетом основных и дополнительных факторов

$$\bar{X}^{z+1} = \bar{X}_\Phi^{z+1} \omega^z \sigma^z. \quad (15)$$

С учетом коэффициента тенденции

$$\bar{X}_\gamma^{z+1} = \bar{X}^{z+1} \gamma^{z+1}. \quad (16)$$

Этап самообучения позволяет корректировать рассчитываемые величины после получения отчетных дан-

ных. Расхождение возникает из-за неточностей в оперативном учете и диспетчерской информации.

Сначала находим отклонение отчетной ПВТО от прогнозного значения без учета коэффициента тенденции:

$$\Delta^{z+1} = X^{z+1} - \bar{X}^{z+1}. \quad (17)$$

Если эта разность превышает установленный диапазон (формула (9)), то самообучение прерывается и строке опыта присваивается запрещающий признак. В дальнейшем такие строки в прогнозировании не участвуют. Если отклонение не превышает допуска, то расчет продолжается.

В общем случае в матрице кроме отчетного значения должны формироваться столбцы скорректированного опыта, куда по прошествии каждого периода на место прогнозируемого значения ПВТО заносятся

$$\bar{X}_I^{z+1} = \bar{X}_I^{z+1} + \rho (X_I - \bar{X}_I^{z+1}), \quad (18)$$

где X_I – отчетное значение ПВТО; ρ – коэффициент корректировки, $\rho \in [0; 1,0]$.

Это значение записывается в $z+1$ -ю строку массива опыта Z .

Далее осуществляется сдвигка строк массива опыта на один шаг. При этом $z+1$ -я строка становится z -й строкой, вторая – первой, а первая пересылается в архив. Строка $z+1$ освобождается для ввода и формирования новой предплановой ситуации. Таким образом, в массиве опыта остаются строки последних z расчетов.

Оптимальное значение коэффициента ρ предлагается рассчитывать периодически. Сначала определяется среднее отклонение отчетных показателей от прогнозируемых за P последних периодов:

$$\Delta_I = \sum_{j=z-p}^z \frac{\bar{X}_I^j - X_I^j}{P}. \quad (19)$$

Если $\Delta_I > \Delta$, то долгосрочные нормативы пересчитывают. Корректируют нормативы \bar{x}_i на основании последних z строк опыта. Значение ρ отыскивается пошаговым перебором.

Для программной реализации предложенного метода прогнозирования ПВТО предлагается использовать математический аппарат теории искусственных нейронных сетей (ИНС) (это математические модели, а также их программные или аппаратные реализации, построенные по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей – сетей нервных клеток живого организма [6]).

При разработке архитектуры ИНС в ИСУПП за основу была взята простейшая модель однослойной ИНС (рисунок 1).

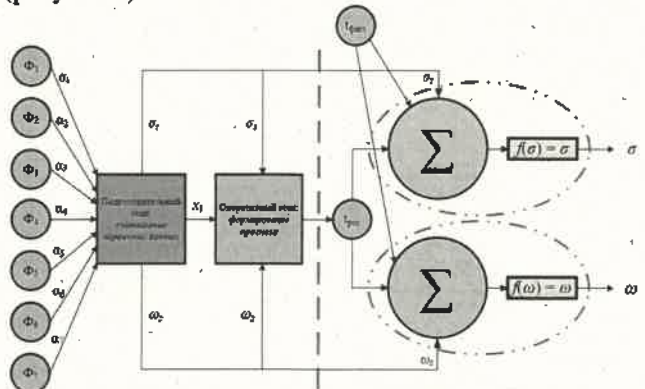


Рисунок 1 – Развернутая схема ИНС в ИСУПП

Ее «телом» является совокупность из N нейронов и последовательно расположенных сумматоров со встроенными блоками функций активации. Таким образом при входном массиве данных x_1-x_n на выходе получаем искомый массив y_1-y_m с промежуточной корректировкой весовых параметров.

Предлагаемой архитектуре ИНС свойственны некоторые особенности.

1 ИНС условно разделена на два сектора (показано красной линией): нейронные блоки характеризуют процесс самообучения системы, а два параллельно расположенных нейрона (выделены штрихпунктирными эллипсами) реализуют корректировку значений дополнительных факторов (ω , σ) в зависимости от входных параметров сектора. При этом, если прогнозное время отпуска состава ($t_{\text{прог}}$) передается из левого сектора, то фактическое время отпуска ($t_{\text{факт}}$) поступает из действующих АСУС.

2 В качестве функции активации (желтый блок) выбрана зависимость тождественного отображения вида $f(x) = x$. Свойства данной функции наиболее подходящие для проведения корректировок исследуемых показателей. На момент проведения исследования альтернативной функции активации обнаружено не было, однако ее существование не исключено.

3 В отличие от простейших моделей ИНС сумматоры в разработанной схеме представляют собой многофункциональный блок, основной задачей которого является проведение необходимых расчетов для исправления и корректировки значений влияния дополнительных факторов.

Рассмотрим некоторые моменты программной реализации. Блок-схемы технологических этапов представлены на рисунках 2–4.

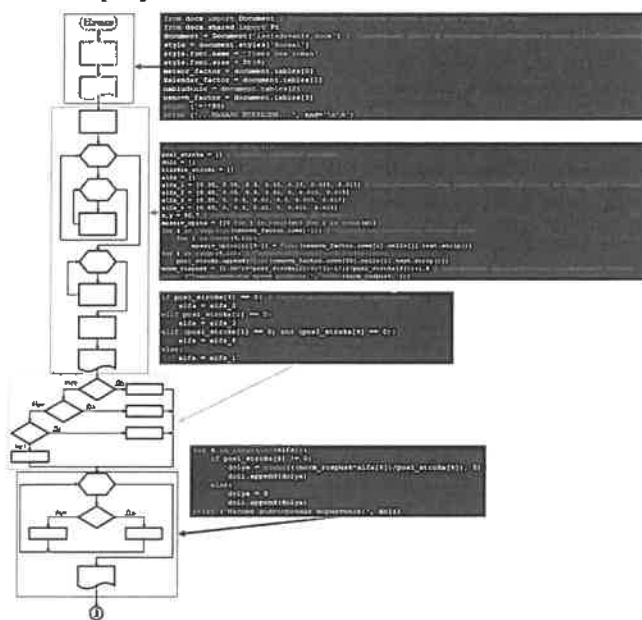


Рисунок 2 – Блок-схема подготовительного этапа программы

Перед подготовительным этапом к программе подключаются необходимые для работы с интерфейсной платформой библиотеки. В нашем случае это библиотека Python-docx для работы с текстовыми документами с расширениями docx и doc. Происходит настройка параметров обработки данных в пользовательской среде и интеграция внешних носителей.

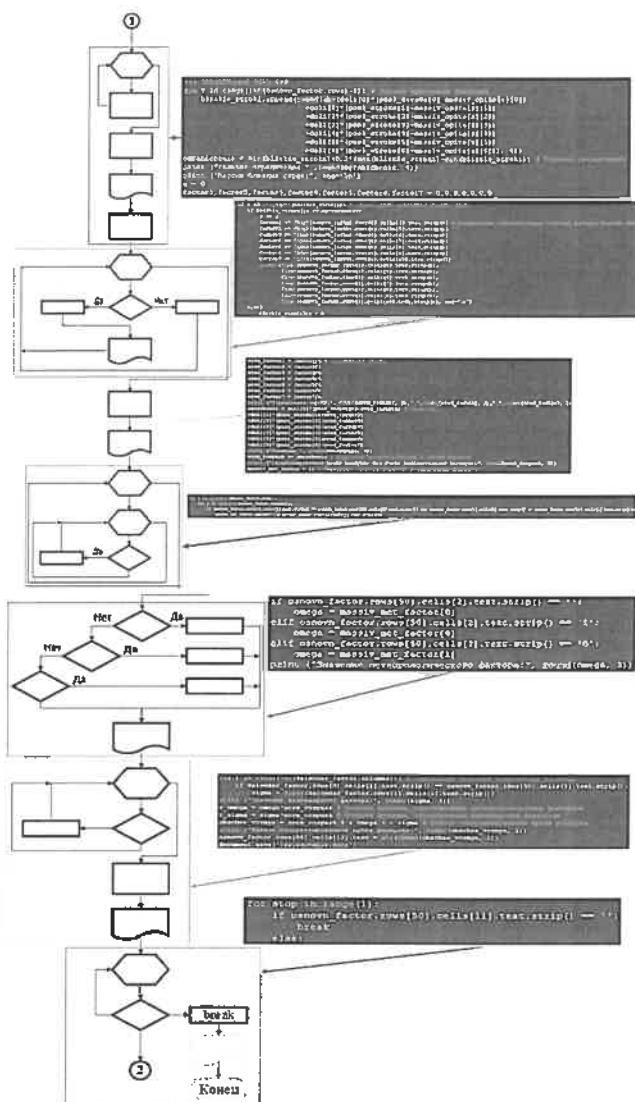


Рисунок 3 – Блок-схема оперативного этапа программы

В подготовительном этапе создается цифровая копия массива опыта. Теперь нет необходимости обращаться к конкретной табличной ячейке на внешнем кластере, что значительно упрощает работу с данными.

На оперативном этапе все логические операции реализуются согласно методике, описанной выше.

Особое внимание стоит уделить «Стоп-блоку» («break»). В случае, если еще нет информации о фактическом времени отпуска состава, т. е. строится только прогноз, «Стоп-блок» игнорирует этап самообучения и после корректировки прогнозного времени отпуска алгоритм прерывается. В случае, когда фактическое время известно, разделитель подключает ИНС (последнюю часть кода) и происходит корректировка значений дополнительных факторов. На заключительном этапе реализуется дублирование таблиц наблюдений с их последующим обновлением и, согласно методике, происходит сдвиг массива опыта на $z+1$ значение. Далее итерация закончена, в массиве опыта снова z строк опыта, программа готова к следующей итерации.

Таким образом, на основании ИНС, была спроектирована полностью автоматизированная программная система считывания, анализа, обработки и вывода данных о распуске составов с сортировочной горки.

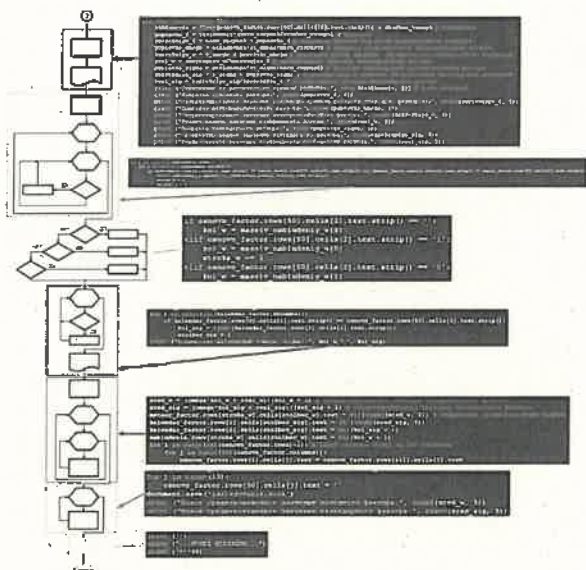


Рисунок 4 – Блок-схема этапа самообучения программы

С использованием предложенного метода выполнен расчет прогнозных значений ПВТО роспуска составов с сортировочной горки на станции Витебск за период с 21.03.2022/08:00 по 22.03.2022/08:00. Исходные данные взяты из телеграмм-натурных и натурно-сортировочных листов, а также графика исполненной работы станции.

Фрагмент результатов прогнозирования ПВТО в ИСУПП приведен в таблице 3.

Таблица 3 – Фрагмент результатов прогнозирования ПВТО в ИСУПП

Номер поезда	Фактическое время роспуска состава	Отклонение от фактической продолжительности роспуска составов, %			
		%		мин	
		Нормированное время	Прогноз	Нормированное время	Прогноз
2108	11	+30,9	-16,3	+3,4	-1,8
3603	5	+128	-58	+9,4	-2,9
2223	20	-28	-4,5	-5,6	-0,9
3803	10	+44	+11	+4,4	+1,1
3805	33	-56	+2,7	-18,6	+0,9
3005	18	-18	-5	-3,6	-0,9
2225	50	-71,2	+2	-35,6	+1,0
3052	5	+128	-16	+9,4	-0,8

Получено 05.06.2022

A. A. Erofeev, S. Ju. Chapskiy. Forecasting the duration of technological operations in the intelligent system for managing the transportation process.

A description is given of the methodology for predicting the duration of technological operations (DTO) in an intelligent system for managing the transportation process, which provides for three stages of calculation: preparatory, operational and self-learning. For forecasting, it is proposed to form an array of experience, which includes many basic and additional factors that affect the PHE in the established operational environment. The procedures for evaluating the influence of factors on the DTO and adjusting these values in the process of self-learning are described. For the software implementation of the proposed method of forecasting the DTO, it is proposed to use the mathematical apparatus of the theory of artificial neural networks. A neural network has been built and its software implementation has been completed.

Окончание таблицы 3

Номер поезда	Фактическое время роспуска состава	Отклонение от фактической продолжительности роспуска составов, %			
		%		мин	
		Нормированное время	Прогноз	Нормированное время	Прогноз
3601	30	-52	-7,3	-15,6	-2,2
3801	38	-62,1	+11,1	-23,6	+4,2
3802	8	+80	-3,8	+6,4	-0,3
3805	14	+2,9	+1,4	+0,4	+0,2
3812	15	-4	-7,3	-0,6	-1,1
3803	15	-4	+4,6	-0,6	+0,7

В результате моделирования установлено, что использование ИНС в ИСУПП повышает точность планирования до 25 % по сравнению с существующими методами, а отклонения свыше 10 % процентов от фактических значений наблюдаются менее чем в 14 % случаев.

Предложенный модуль прогнозирования ПВТО может быть использован для решения различных типов ЭЗ как в рамках ИСУПП, так и в других информационно-управляющих системах на железнодорожном транспорте.

Список литературы

- 1 **Ерофеев, А. А.** Разработка интеллектуальной системы управления перевозочным процессом на Белорусской железной дороге / А. А. Ерофеев, О. А. Терещенко, В. В. Лавицкий // Железнодорожный транспорт. – 2020. – № 6. – С. 74–77.
- 2 **Ерофеев, А. А.** Автоматизированная система УСОГДП / А. А. Ерофеев, Е. А. Федоров, М. В. Федорцов // Железнодорожный транспорт. – 2020. – № 9. – С. 22–27.
- 3 **Ерофеев, А. А.** Планирование состава образования в системе интеллектуального управления перевозочным процессом / А. А. Ерофеев, Е. А. Федоров // Сборник научных трудов Днепрпетровского национального университета железнодорожного транспорта им. акад. В. Лазаряна. – 2016. – № 12. – С. 16–24.
- 4 **Ерофеев, А. А.** Интеллектуальная система сменного-суточного планирования поездной работы / А. А. Ерофеев, П. М. Дулуб // Железнодорожный транспорт. – 2020. – № 10. – С. 19–23.
- 5 **Тулунов, Л. П.** Автоматизированные системы управления перевозочными процессом на железнодорожном транспорте : учеб. пособие для вузов / Л. П. Тулунов, Е. М. Жуковский, А. М. Гусятинер. – М. : Транспорт, 1991. – 208 с.
- 6 **Хайкин, С.** Нейронные сети: полный курс : пер с англ. / С. Хайкин. – 2-е изд. – М. : Вильямс, 2006. – 1104 с.