

**Прогнозирование выполнения производственного плана
авиационного предприятия с применением
нечетко-нейронной сети**

Гусев П.Ю.*, Гусев К.Ю.

Воронежский государственный технический университет, ВГТУ,

Московский проспект, 14, Воронеж, 394026, Россия

**e-mail: GusevPvl@gmail.com*

Статья поступила 06.12.2019

Аннотация

Перед запуском в производство нового изделия или при изменении производственной программы авиационного предприятия, требуется однозначно определить: достаточно ли производственных ресурсов для выполнения новой производственной программы. Для ответа на данный вопрос в статье предлагается применение современных интеллектуальных технологий. В качестве исследуемой системы рассмотрен цех по производству деталей из полимерных композиционных материалов. Получен актуальный набор данных, описывающий функционирование производственного подразделения. Проведен анализ полученных данных. Описана разработка нечетко-нейронной сети и приведены результаты прогнозирования для тестового набора данных.

Ключевые слова: нейронная сеть, нечеткая система, имитационное моделирование, авиастроение, планирование.

Введение

Современные тенденции развития авиастроения требуют принятия оперативных решений на всех стадиях жизненного цикла изделия. Обеспечить возможность принятия оперативных решений призваны инструменты цифровизации производства. Для каждой стадии жизненного цикла предназначен собственный инструментарий. Так, например, на производственной стадии жизненного цикла обеспечить поддержку принятия решений призван цифровой двойник производства. Цифровой двойник производства позволяет в полной мере оценить возможности производства и составить подробный план выполнения работ.

Однако следует отметить, что оценка производственных возможностей и составление плана работ с применением цифрового двойника требует больших временных затрат. Эти затраты времени часто превышают срок принятия решения об изменении производственной программы. Также зачастую возникают задачи дозагрузки отдельных производственных ресурсов и перепланирование всех работ становится нецелесообразным. Для решения таких задач требуется получить оперативный ответ на вопрос: справится ли производство с новой производственной программой?

Помочь в кратчайшие сроки ответить на этот вопрос могут современные интеллектуальные методы поддержки принятия решений. Эти методы базируются на машинном или глубоком обучении и применяют такие алгоритмы, как: деревья решений, логистическая регрессия, градиентный бустинг и т.д. Отдельно следует отметить аппарат нейронных сетей, который применяется чаще всего для классификации изображений или распознавания видеопотока. Но, с увеличением

мощности современных компьютеров, аппарат нейронных сетей можно применить и для более широкого спектра задач – как, например, для оценки возможности выполнения производственного плана авиационного предприятия.

Литературный обзор

В отечественной и зарубежной литературе вопросы прогнозирования обширно и подробно рассматриваются разными авторами [1-6]. При этом часть работ посвящена прогнозированию производственных процессов [7-10]. Однако работы, посвященные прогнозированию выполнения производственного плана, практически отсутствуют.

В зарубежной литературе встречаются работы посвященные анализу производственных данных [11-13], которые могут быть основой для дальнейшей разработки предиктивных моделей.

Широкое применение для задачи анализа и прогнозирования получил аппарат нейронных сетей, а также различные гибридные нечетко-нейронные сети, в которых сочетается преимущество обоих аппаратов анализа данных. Применение подобных гибридных сетей в производственных системах в основном связано с нечетким управлением технологическими процессами [14-17] и упоминание про использование подобного аппарата в прогнозировании производственного плана отсутствует.

В результате анализа современного состояния вопроса о возможности прогнозирования выполнения производственного плана поставлена цель работы – разработка нечетко-нейронной сети, обеспечивающей высокую эффективность классификации входного потока данных.

Методология получения исходных данных

Для анализа эффективности предлагаемых в статье решений использованы данные цеха по производству деталей из полимерных композиционных материалов (ПКМ).

Цех по производству деталей из ПКМ состоит из заготовительного участка, участка выкладки клеевых препрегов, участков механической обработки и нанесения лакокрасочного покрытия, а также участков термостатирования. Все авиационные детали, производящиеся в цеху, изготавливаются методом автоклавного формования. Однако у производимых деталей имеются существенные различия по режимам термостатирования, а также способам механической обработки. Поэтому все детали, изготавливаемые в цеху, подразделяются на 20 групп. Всего в 20 группах содержится 187 номенклатурных позиции.

Для того чтобы алгоритм прогнозирования выполнения производственного плана работал с максимальной точностью, требуется достаточный для требуемой точности набор исходных данных. Достаточность набора исходных данных для каждой конкретной задачи определяется индивидуально, но однозначно можно утверждать: чем больше данных по различным производственным программам накоплено, тем более точный прогноз можно получить.

Однако даже на тех авиационных предприятиях, где уже внедрены технологии цифровизации, еще не накоплен достаточный объем данных для прогнозирования. Поэтому для получения набора исходных данных применен инструмент имитационного моделирования. Имитационная модель позволяет в точности повторить все технологические этапы изготовления деталей реального

производства. В созданной и верифицированной имитационной модели производства можно сгенерировать набор данных, достаточный для разработки прогностической модели [18].

Для создания имитационной модели производства деталей из ПКМ использованы реальные производственные данные: планировка производственных площадей, размеры участков, количество технологического оборудования, количество рабочих, исходные данные деталей, исходные данные оснастки и т.д. Подробно разработка имитационной модели цеха по производству деталей из ПКМ описана в работах [19-20].

Созданная имитационная модель имеет иерархическую структуру. На верхнем уровне иерархии располагаются объекты, имитирующие производственные участки. При этом каждый объект – имитация расположен в соответствии с расположением в реальном производстве.

Каждый тип оборудования определен своим объектом, имитирующим либо технологический процесс, осуществляемый над одной деталью, как например механическая обработка, либо процесс обработки множества деталей одновременно, как например операция термостатирования. Объекты-имитации описывают поведение оборудования и содержат информацию: о способе получения времени имитации обработки детали, о порядке имитации загрузки детали на оборудование, о перемещении детали после окончания имитации обработки.

Управление материальными потоками в имитационной модели осуществляется с применением программных методов, разделенных на две группы. К первой группе относятся методы, применяемые на нескольких участках. Вторую

группу составляют программные методы, выполняющиеся в пределах одного участка и использующие информацию, находящуюся в пределах участка.

На рисунке 1 представлен фрагмент имитационной модели по производству деталей из ПКМ.

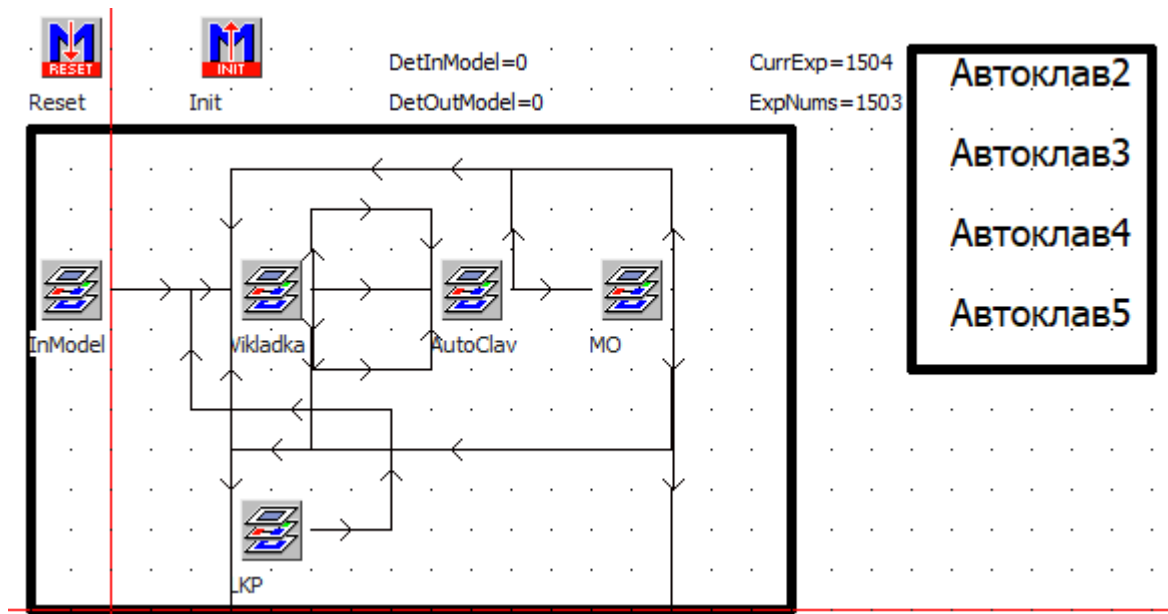


Рисунок 1 – Имитационная модель цеха

В результате проведения полного цикла работа по созданию и верификации имитационной модели цеха по производству деталей из полимерных композиционных материалов получена модель, способная адекватно генерировать данные, используемые для системы прогнозирования.

Генерация данных для системы прогнозирования осуществлялась по следующему алгоритму:

1. Генерация исходных данных для моделирования.
2. Проведение имитационного эксперимента.

3. Сбор результатов эксперимента.

4. Экспорт собранных данных.

Генерация массива исходных данных является одной из важнейших задач. Это обусловлено тем фактом, что исходные данные в имитационной модели должны имитировать реальные данные.

Массив исходных данных представляет собой месячный производственный план. Месячный производственный план является списком из 187 позиций, где в каждой позиции записано требуемое количество единиц данной детали. При этом изготовление некоторых деталей может быть не предусмотрено планом. Количество единиц каждой конкретной детали в месячном плане описывается нормальным законом распределения, что обеспечивает достаточное разнообразие генерируемого массива данных. Все сгенерировано 1500 различных входных массивов, что соответствует 1500 разным производственным планам.

После генерации массива исходных данных проведено 1500 имитационных экспериментов. В результате каждого эксперимента в исходную таблицу записываются: время выполнения заданного плана, загрузка основного технологического оборудования, количество деталей, которое обрабатывается на автоматизированных рабочих местах. Полученная информация экспортируется в excel-файл для дальнейшей обработки. На рисунке 2 представлен фрагмент таблицы с полученными данными.

	FZ	GA	GB	GC	GD	GE	GF	GG
1	Gr20	Gr20	Gr20	Gr20	Gr20	Gr20	InLaser	target
2	2	0	7	2	4	5	506	0
3	0	1	6	4	6	4	526	0
4	5	6	0	1	0	2	568	0
5	3	0	6	5	5	6	461	0
6	7	8	5	7	3	1	532	0
7	6	2	4	5	8	0	566	0
8	7	11	11	0	2	5	505	0
9	2	2	3	5	4	4	535	0
10	6	2	6	2	0	4	459	1
11	2	4	2	0	5	0	548	0
12	2	5	0	0	0	6	479	0
13	3	0	2	0	1	1	472	0
14	1	8	1	2	1	6	508	0
15	4	5	6	10	2	5	509	0

Рисунок 2 – Таблица с набором данных

Каждая строка таблицы – это месячный производственный план. Столбцы «Gr20» обозначают количество деталей, которые требуется изготовить в конкретный месяц. Столбец «InLaser» обозначает количество деталей, которые проходят операцию выкладки клеевых препрегов на автоматизированных рабочих местах. Столбец «target» является целевой переменной и, в случае, когда его значение равно 1, обозначается выполнение производственного плана.

Всего в полученной таблице 867 строк с данными, когда производственный план не выполнен, и 633 строки, когда производственный план выполнен.

Анализ полученных данных

Полученные данные проанализированы с целью определения взаимосвязей между исходными данными и целевой переменной – выполнением

производственного плана. Результаты анализа также могут быть использованы для оптимизации работы производственного подразделения.

В первую очередь необходимо определить коэффициенты корреляции между исходными данными и целевым значением. Это необходимо для проверки сгенерированных данных – если существует исходное значение, корреляция которого с целевым значением стремится к единице, то в генерации данных допущена ошибка. В результате вычисления установлено: наибольший коэффициент корреляции у первой детали из 20 группы, равный 0.227. Также в пятерку деталей с наибольшим коэффициентом корреляции входит еще 2 детали из 20 группы, что говорит о большом влиянии количества деталей 20 группы на выполнение плана. Ввиду того, что максимальный коэффициент корреляции не превышает 0.227, то данные сгенерированы без ошибок.

Проведен анализ влияния количества каждой детали из номенклатуры на целевой показатель. На рисунке 3 приведен график, показывающий среднее количество деталей в производственном плане. Красная линия – количество деталей, когда производственный план не выполнен, синяя линия – когда производственный план выполнен.

Как видно из графика количество деталей имеет решающее значение на выполнение производственного плана. Однако есть детали, которые наоборот имеют среднее количество деталей в плане больше при его выполнении. Дальнейший анализ данных показал, что это детали из 20 группы. При этом среднее количество первых деталей из 20 группы на 1.2 детали больше при выполнении плана, чем при его не выполнении.

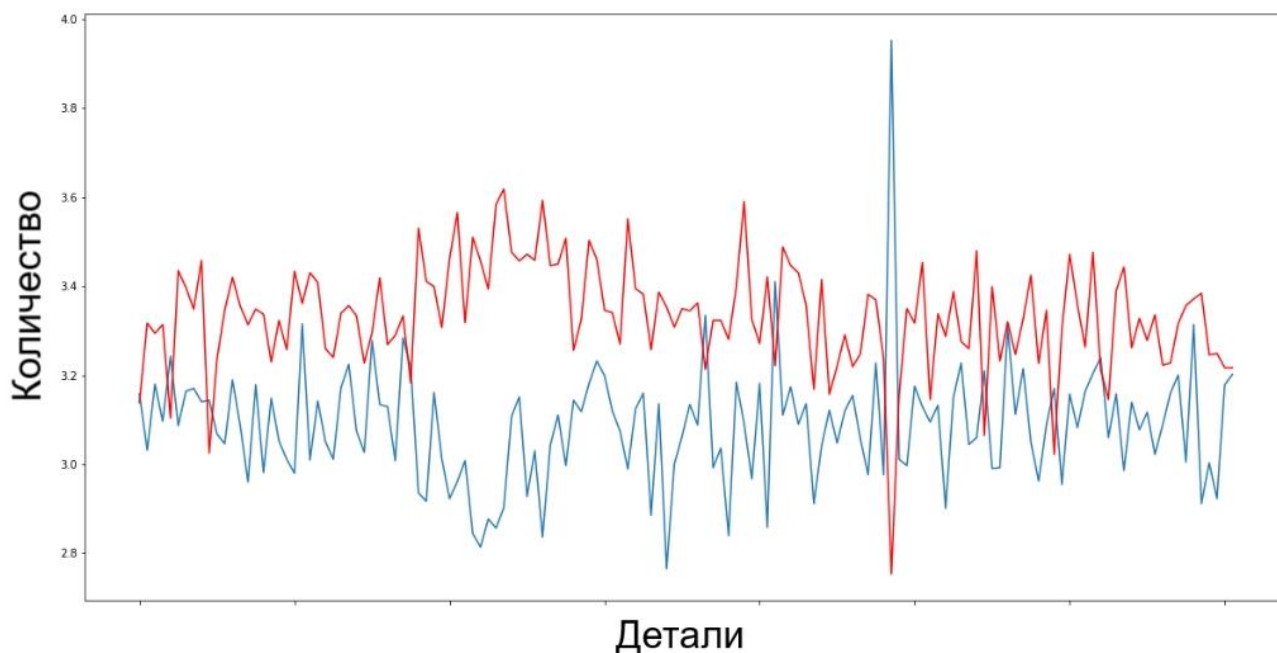


Рисунок 3 – Анализ влияния количества деталей

Исследование производственного процесса объяснило такие показатели. При малом количестве деталей из 20 группы необходимые режимы термостатирования в автоклаве запускаются значительно реже, что связано с малым количеством деталей в садке. При увеличении количества деталей из 20 группы садки собираются быстрее, что обеспечивает учащение загрузки автоклава деталями из 20 группы.

В ходе анализа данных также оценена зависимость достижения целевого показателя в зависимости от количества деталей, обрабатываемых на автоматизированных рабочих местах. На рисунке 4 показан график, представляющий информацию о количестве деталей при выполнении плана (1) и его не выполнении (0).

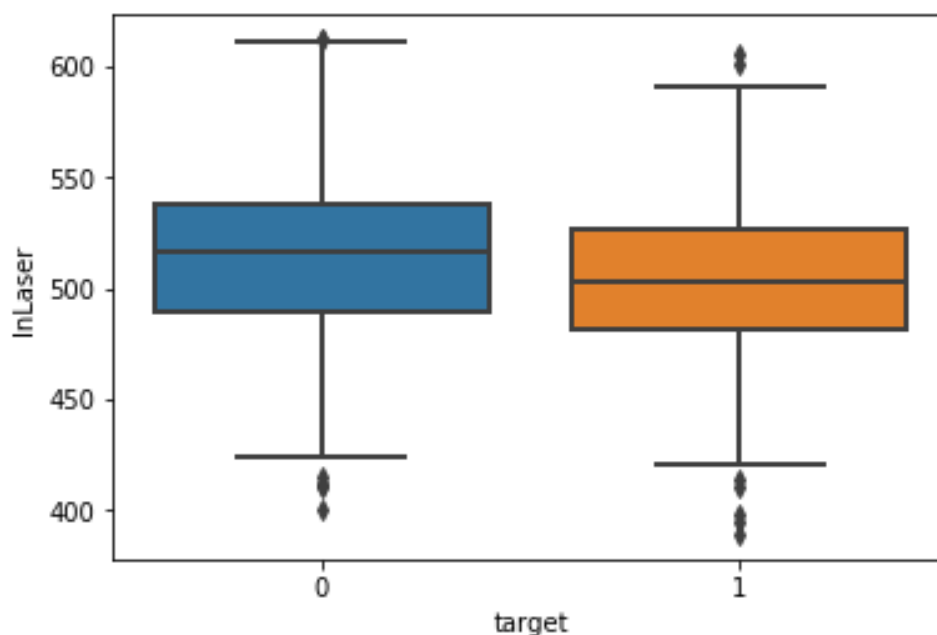


Рисунок 4 – Влияние количества деталей, обрабатываемых на автоматизированных рабочих местах

Как видно из представленного графика, при выполнении производственного плана среднее количество деталей, обрабатываемых на автоматизированных рабочих местах, ниже, чем при не выполнении плана. При этом также интерквартильный размах распределения количества деталей при выполнении плана меньше.

Нечетко-нейронная сеть для анализа и прогноза

Полученный ряд, составленный из данных имитационных экспериментов, имеет составляющие, которые прогнозируются с помощью средств технического анализа с применением аппарата нечетко-нейронных сетей. Для автоматизации процесса прогнозирования предлагается модель нечёткой системы с внешней базой

знаний, где в качестве формы представления нечётких множеств используется функция Гаусса:

$$\mu(a_i) = \exp \left[- \left(\frac{a_i - x_i^k}{s_i^k} \right)^2 \right],$$

где $i = 1, \dots, n$, n – количество входов нечёткой модели, а параметры функции имеют физическую интерпретацию: x – это центр, а s – ширина гауссовой кривой. Количество и значения параметров гауссовых функций подбираются таким образом, чтобы охватывать весь амплитудный диапазон обучающей выборки. Первым этапом функционирования данной модели является составление из обучающей выборки базы знаний в виде пар «входной вектор» - «прогнозируемое значение». Данные в базе знаний сохраняются не в абсолютных значениях, а в виде функций принадлежности к соответствующим гауссовым кривым. На втором этапе, используя сформированную базу знаний, составляется прогноз, путём вычисления степени принадлежности имеющейся ситуации и эталонной. Нечёткая система даёт возможность вычисления результата двумя способами:

1) прямое нахождение ситуации в базе знаний, имеющей наибольшую степень принадлежности к входной ситуации, где результатом является совпавшее с найденной ситуацией «прогнозируемое значение»;

2) вычисление результата по формуле:

$$y = \frac{\sum y_i \cdot v_i}{\sum v_i}; i = 1, \dots, n.$$

Функционирование нечетко-нейронной сети с нечеткими множествами требуется для выполнения математических операций, производимых следующими блоками:

- а) блок приведения переменных состояния к нечетким множествам;
- б) блок выработки решения;
- в) блок отображения выходных нечетких множеств в значение прогноза.

База знаний – лингвистическая модель – представляет собой множество нечетких правил $R^{(k)}, k = 1, \dots, N$, вида

$$R^{(k)} : IF (x_1 \text{ 'это } A_1^k \text{ AND } x_2 \text{ это } A_2^k \dots \text{ AND } x_n \text{ это } A_n^k) \\ THEN (y \text{ это } B)$$

где N - количество нечетких правил, A_i^k, B - нечеткие множества

$$A_i^k \subseteq X_i \subset R, \\ i = 1, \dots, n, \\ k = 1, \dots, N,$$

где x_1, x_2, \dots, x_n - входные переменные модели, y - выходная переменная модели

Символами $X_i, i = 1, \dots, n$ и Y обозначаются соответственно пространства входных и выходных переменных.

Каждое правило вывода состоит из части IF, называемой посылкой, и части THEN, называемой следствием. Посылка правила содержит набор условий, тогда как следствие содержит вывод. Переменные $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ и y могут принимать как лингвистические (например, «малый», «средний», «большой»), так и числовые значения. Если ввести обозначения

$$X = X_1 \times X_2 \times \dots \times X_n,$$

$$A^k = A_1^k \times A_2^k \times \dots \times A_n^k,$$

то правило вывода можно представить в виде нечеткой импликации

$$R^{(k)} : A^k \rightarrow B^k, k = 1, \dots, N$$

Правило $R^{(k)}$ также можно интерпретировать как нечеткое отношение, определенное на множестве $X \times Y$, т.е. $R^{(k)} \subseteq X \times Y$ - это нечеткое множество с функцией принадлежности

$$\mu_{R^{(k)}}(x, y) = \mu_{A^k \rightarrow B^k}(x, y)$$

При проектировании модулей нечеткого управления следует оценивать достаточность количества нечетких правил, их непротиворечивость и наличие корреляции между отдельными правилами.

Система управления с нечеткой логикой оперирует нечеткими множествами. Поэтому конкретное значение $\bar{x} = (\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_n)^T \in X$ входного сигнала модуля нечеткого управления подлежит операции приведения в нечеткую форму, в результате которой ему будет сопоставлено нечеткое множество $A' \subseteq X = X_1 \times X_2 \times \dots \times X_n$. Нечеткое множество A' подается на вход блока выработки решения.

Для каждой из переменных, характеризующих состояние системы, были описаны кривые степеней принадлежности, используя которые система прогнозирования представляет аналоговые параметры в виде нечетких множеств.

В результате получен алгоритм функционирования нечеткой системы анализа и прогнозирования:

1. Формирование типовых параметров нечеткой системы прогнозирования.

Вводится лингвистическая переменная для описания текущей ситуации по выпуску деталей со следующими параметрами:

Название – соответствует наименованию конкретной детали;

Терм-множество – соответствует множеству значений конкретной детали;

Универсальное множество – определяется минимальным и максимальным количеством деталей в различных сменах;

Синтаксическое правило отсутствует;

Семантическое правило – это функция Гаусса, преобразующее входные параметры в нечеткие, согласно формуле:

$$y(x) = e^{-\frac{(x-x_0)^2}{2 \cdot s^2}},$$

где x_0 – центр гауссовой функции, s – ширина гауссовой функции.

Описанные выше параметры лингвистических переменных формируются в автоматическом режиме на выборке ситуаций, которые получены в результате имитационного моделирования. Происходит поиск максимума и минимума параметра и автоматический разброс функций Гаусса по области определения – количество функций принадлежности определяется эмпирическим путем.

2. Фаззификация. С помощью описанной выше лингвистической переменной происходит перевод параметров в нечеткие значения. Вводится двумерный массив, содержащий информацию по всем деталям и массив, содержащий параметры после перевода в нечеткую логику.

3. На следующем этапе производится фаззификация данные новой ситуации, из эталонной выборки, то есть перевод параметров в нечеткую логику по лингвистическим переменным. Вводится массив, содержащий информацию по новой ситуации и формируется массив, содержащий параметры после перевода в нечеткую логику.

4. Далее осуществляется поиск степеней равенства новой ситуации со всеми имеющимися в базе знаний. Степень равенства есть наименьшая из степеней включения одной нечеткой ситуации в другую.

5. Деффазификация. Обратное преобразование в точные значения происходит методом равенства моментов:

$$A = \frac{\sum \mu * a}{\sum \mu},$$

где A – выходное значение (четкое), a – выходное значение (нечеткое), μ – значение степени равенства ситуаций.

На основе описанного выше алгоритма был реализован программный модуль анализа и прогнозирования выполнения производственного плана. Была проанализирована тестовая выборка, из которой формируется база знаний и проведены контрольные проверки на тестовой выборке. Результаты тестовой проверки – 93% совпадений прогноза в тестовой выборке.

Выводы

Актуальность применения современных интеллектуальных технологий на отечественных производственных предприятиях возрастает с каждым годом.

Интеллектуальные технологии позволяют обеспечить производственный процесс качественно новым уровнем поддержки принятия решений.

Предложенная в работе нечетко-нейронная сеть для классификации производственных программ, может обеспечивать оперативную поддержку принятия решений не только на этапе изменения производственной программы, но и также для оперативного управления более мелкими подразделениями.

Библиографический список

1. Басова Л.А. и др. Математическая модель для прогнозирования продолжительности стационарного лечения при выполнении высокотехнологичных операций по устранению аритмий // Казанский медицинский журнал. 2014. Т. 95. № 1. С. 91 - 94.
2. Иванов Н.Н. Математическое прогнозирование надежного выполнения наборов задач с симметричными распределениями времени выполнения // Открытое образование. 2011. № 2-2. С. 52 – 55.
3. Стрельников Д.Д. Методика прогнозирования времени выполнения операции по перевалке навалочных грузов // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Морская техника и технология. 2018. № 3. С. 123 - 128.
4. Sreekumar S., Bhakar R. Solar Power Prediction Models: Classification Based on Time Horizon, Input, Output and Application // 2018 International Conference on Inventive Research in Computing Applications (ICIRCA), IEEE, 2018, pp. 67 - 71. DOI: 10.1109/ICIRCA.2018.8597288

5. Mercy K.G., Rao S. K.S. A Framework for Rail Surface Defect Prediction Using Machine Learning Algorithms // 2018 International Conference on Inventive Research in Computing Applications (ICIRCA), IEEE, 2018, pp. 972 - 977. DOI: [10.1109/ICIRCA.2018.8597394](https://doi.org/10.1109/ICIRCA.2018.8597394)
6. Paliwal S., Khatri S.K., Sharma M. Sentiment Analysis and Prediction Using Neural Networks // International Conference on Advanced Informatics for Computing Research, Springer, Singapore, 2018, pp. 458 - 470.
7. Ядыкин Е.А. Математико-статистическое прогнозирование параметра качества изделия после выполнения технологической операции // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. 2012. № 1. С. 450 – 456.
8. Абрамов А.А., Шершаков И.С. Моделирование процессов производства и реализации продукции на основе использования метода автономного адаптивного управления // Вестник Тамбовского университета. Серия: Гуманитарные науки. 2012. Т. 110. № 6. С. 72 – 77.
9. Зернов В.И., Парамонов А.П. Прогнозирование эффективности модернизации транспортных космических комплексов с применением экспертной системы // Труды МАИ. 2008. № 31. URL: <http://trudymai.ru/published.php?ID=7495>
10. Семаков С.Л., Семаков И.С. Простейшая прогнозная модель временного ряда и ее реакция на линейное и параболическое входные воздействия // Труды МАИ. 2018. № 100. URL: <http://trudymai.ru/published.php?ID=93446>
11. Straková J. et al. Situational analysis and its role in the process of strategic business management // Polish Journal of Management Studies, 2018, vol. 18, no. 1, pp. 353 – 364. DOI: [10.17512/pjms.2018.18.1.26](https://doi.org/10.17512/pjms.2018.18.1.26)

12. Prasad R.B., Arif M. Workspace and Singularity Analysis of Five Bar Planar Parallel Manipulator // 2018 5th IEEE Uttar Pradesh Section International Conference on Electrical, Electronics and Computer Engineering (UPCON), IEEE, 2018, DOI: [10.1109/UPCON.2018.8596991](https://doi.org/10.1109/UPCON.2018.8596991)
13. Wielki J., Koziół P. The analysis of opportunities to use the lean IT concept in modern enterprise // Polish Journal of Management Studies, 2018, vol. 18, pp. 388 – 401. doi:10.17512/pjms.2018.18.2.31
14. Рутковская Д., Рутковский Л., Пилиньский М. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. - М.: Горячая линия-Телеком, 2003. - 384 с.
15. Ярушкина Н.Г. Основы теории нечетких и гибридных систем. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 320 с.
16. Tran D.T. Temporal attention-augmented bilinear network for financial time-series data analysis // IEEE transactions on neural networks and learning systems, 2018, vol. 30, no. 5, pp. 1407 - 1418.
17. Danilov A. Intellectual decision-making system in the context of potentially dangerous nuclear power facilities // MATEC Web of Conferences. EDP Sciences, 2018. DOI: [10.1051/matecconf/201816102009](https://doi.org/10.1051/matecconf/201816102009)
18. Привалов А.Е., Дорожко И.В., Захарова Е.А., Копейка А.Л. Имитационная модель оценивания коэффициента готовности сложных технических систем с учетом характеристик процесса диагностирования // Труды МАИ. 2018. № 103. URL: <http://trudymai.ru/published.php?ID=101526>

19. Чижов М.И., Скрипченко Ю.С., Гусев П.Ю. Имитационное моделирование производства деталей из полимерных композиционных материалов // Компьютерные исследования и моделирование. 2014. Т. 6. № 2. С. 245 - 252.
20. Чижов М.И., Скрипченко Ю.С., Гусев П.Ю. Создание имитационной модели цеха производства деталей из полимерно-композиционных материалов // Вестник Воронежского государственного технического университета. 2012. Т. 8. № 12-2. С. 73 - 75.