

ПРИМЕНЕНИЕ ИМИТАЦИОННОГО И НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ СРОКОВ ВЫПОЛНЕНИЯ НОВЫХ ЗАКАЗОВ И СНИЖЕНИЯ РИСКОВ ПРОИЗВОДСТВЕННОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ

Колеганова Е.А., Хаймович А.И.
Самарский национальный исследовательский университет
имени академика С.П. Королёва, г. Самара
Koleganova.E@yandex.ru

Ключевые слова: методы прогнозирования, единичное производство, имитационное моделирование, нейросеть, диверсификация рисков.

Управление механообрабатывающим производством становится более эффективным, если учитывать воздействие на него внешних и внутренних факторов, порождающих неопределенность и соответствующие риски. Последние имеют такие последствия, как срыв сроков и превышение плановой стоимости. Рассматриваемое производство ориентировано на рынок высокотехнологичных заказов. Для такого производства выделены риски, которые оптимально минимизировать в первую очередь – срыв сроков, недогрузка оборудования и неправильная цена.

Для их минимизации необходимо определять время выполнения технологических операций новых заказов с учетом неопределенности и рисков производства на этапе заключения договора. Также поставлена задача оценки рисков назначения цены и срока нового заказа.

К способам решения поставленных задач относятся методы прогнозирования. В работах [1-7] рассмотрены аналитические, фактографические, Datamining методы и методы экспертных оценок. Они имеют общий недостаток. Значения усредняются, из-за этого снижается информативность данных. Поэтому решено выбрать комплексный подход и использовать имитационное и нейросетевое моделирование.

Испытательной площадкой для разработки методики стал производственный участок Самарского университета САМ-центр. Он оснащен 8 станками, есть возможность обратиться к стороннему производству. Производство единичное, заказы рентабельно брать уникальные, под каждый заказ разрабатывается технологический процесс. Для каждого набора заказов существуют свои «узкие» места и наиболее подходящие варианты загрузки.

Методика снижения рисков производственной деятельности сформирована на примере добавления новой детали к набору из трех типовых видов продукции.

В качестве исходных данных сформирован классификатор с конструктивными признаками деталей, которые можно описать количественными параметрами. Описанные действия производятся экспертным путем. Деталь классифицируется по общим признакам. Выбирается типовой технологический маршрут изготовления. Назначается величина количественных параметров детали, выполняется детальная классификация. Производится выбор станка для каждой операции.

Для каждого станка и класса деталей создаётся нейросеть. Входные данные нейронной сети – это количественные параметры детали, заданные ранее экспертом. Время обработки детали на конкретном станке является выходными данными.

Для разработки нейросетевой модели используются статистические данные производства по выполненным заказам. На их основе с помощью программного обеспечения Model Risk и метода Монте Карло выбрано распределение и составлена более широкая статистика времен выполнения заказов для обучения нейросети. Таким образом, закладываются факторы случайности и субъективного выбора параметров детали. Выбран тип НС Fitting app, двухслойная сеть прямого распространения со скрытым слоем нейронов и линейными выходными нейронами. Для обучения сети использован алгоритм обратного распространения ошибки Левенберга-Марквардта [8]. В результате для целевых, проверочных и тестировочных объектов нейросети коэффициент детерминации $R=0,97$ и выше (рис. 1). Это показывает высокую точность сети.

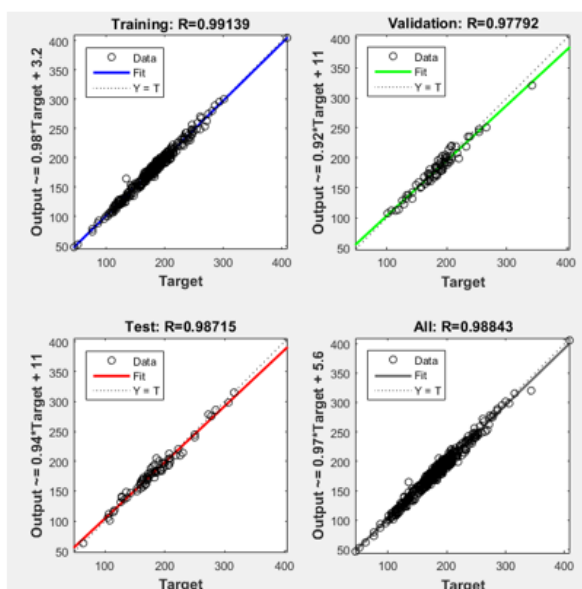


Рис. 1 – Регрессия целевых, проверочных и тестировочных данных на

Полученное время обработки на станке загружается в имитационную модель производственной площадки, разработанную на базе программного обеспечения Tecnomatix Plant Simulation [9]. Учитывается занятость станка, время переналадки, возможность поломки с определенной вероятностью, возможность хранения частично обработанных деталей, необходимость наличия всех компонентов на сборке. Модель позволяет учесть, что одна деталь может быть обработана на станке более одного раза, при том, что между черновой и чистовой обработкой есть другие операции. Также разработанная имитационная модель (рис. 2) позволяет наглядно увидеть статистику как общую, так и для каждого станка, оценить «узкие» места и за короткое время сравнить различные варианты решений.

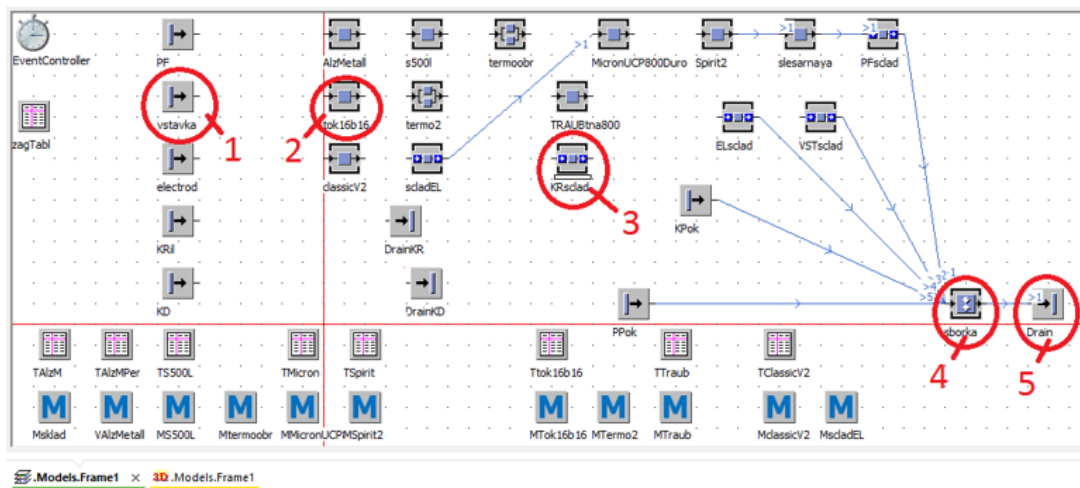


Рис. 2 – 2D-модель производственной площадки САМ-центр:

- 1 – Объект Source – склад заготовок для детали «Вставка»;
- 2 – Объект SingleProc для токарного станка 16Б16Т-1;
- 3 – Объект Buffer – склад для детали «Крыльчатка»;
- 4 – Объект сборки assembly для детали «Прессформа»;
- 5 – Объект Drain – сток для детали «Прессформа»

В случае добавления новой детали время обработки для каждой операции получилось 95 ч., 56 ч., 48 ч., 23 ч. После загрузки данных в имитационную модель к существующему набору деталей и оценки вариантов рисковых событий, например, поломка станка (рис. 3), сделан вывод, что оптимально заключать контракт на производство данной детали за 40 и более дней.

Накопленная статистика деталей, уничтоженных стоком									
Объект	Имя	Среднее время жизни	Пропускная способность ТРН	Производство	Транспорт	Хранение	Значение добавлено	Часть	
DrainKD	krishkaD	34:08.9362	47	0	100.00%	0.00%	0.00%	43.93%	
DrainKR	KR	2:00:50:31.2000	25	0	100.00%	0.00%	0.00%	24.57%	
Drain	PressForma	1:00:00.0000	10	0	100.00%	0.00%	0.00%	100.00%	
DrainND	nov	17:00:54:12.0000	5	0	98.95%	0.00%	1.05%	60.25%	

Рис. 3. Статистика деталей, попавших на конечный склад (сток), с добавлением новой детали при поломке станка Traub TNA 300

Разработанная методика позволяет снизить неопределенность ситуации за счет получения новой информации и диверсификации рисков. Таким образом, заложенные в цену и срок резервы будут обоснованными. Это позволит сделать клиенту предложения с разными соотношениями цены-времени с учетом рисковых ситуаций, что положительно влияет на репутацию. Также разработанные инструменты можно использовать для поддержки других управленческих решений.

Список литературы

1. Муравьева В.С., Орлов А.И. Организационно-экономические проблемы прогнозирования на промышленном предприятии.
2. Александрова И.А., Дурнева И.В. Методы прогнозирования, используемые в маркетинговой деятельности предприятия в современных рыночных условиях // SCIENCE TIME
3. Горате Гонзалес Применение сетей Петри, цепей Маркова и теории массового обслуживания при математическом моделировании дискретных систем.
4. Авакьянц А.В., Урубкин М.Ю. Методы прогнозирования.
5. Гарколь Н.С., Гунер М.В. Применение генетических алгоритмов в решении задач планирования производства и реализации продукции.
6. Бильгаева Л.П., Власов К.Г. Прогнозирование продаж в среде MATLAB // Естественные и математические науки в современном мире: сб. ст. по матер. XLIX междунар. науч.-практ. конф. № 12(47). Новосибирск: СибАК, 2016. С. 64-76.
7. Тришечкин С.Н. DataMining и метод нейронных сетей.
8. Бураков М.В. Нейронные сети и нейроконтроллеры: учебное пособие [Текст] / М.В. Бураков. СПб.: ГУАП, 2013. 284 с.
9. Answers for industry, Plant Simulation. Simulation and optimization of production systems and processes, 2019. 87 с.

Сведения об авторах

Колеганова Екатерина Александровна, аспирант, организация и управление производством.

Хаймович Александр Исаакович, д-р техн. наук, доцент, заведующий кафедрой технологий производства двигателей.

APPLICATION OF SIMULATION AND NEURAL NETWORK MODELING TO DETERMINE THE TIMING OF NEW ORDERS AND REDUCE THE RISKS OF PRODUCTION ACTIVITIES

Koleganova E.A., Khaimovich A.I.
Samara University, Samara

The research is devoted to determine the time of execution of technological operations of new orders, taking into account the uncertainty and risks of production at the stage of concluding the contract to minimize them. Simulation and neural network models of production have been developed.