

УДК 621.76+004.925.8

МЕТОДИКА АНАЛИЗА ОРГАНИЗАЦИОННО-ТЕХНИЧЕСКИХ РИСКОВ ОБЕСПЕЧЕНИЯ ГОТОВНОСТИ ОБОРУДОВАНИЯ ДЛЯ ПРОЦЕССА СЕЛЕКТИВНОГО ЛАЗЕРНОГО СПЛАВЛЕНИЯ НА ОСНОВЕ СЕТЕЙ БАЙЕСА

© 2024 Д.С. Искворин, А.И. Хаймович

Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева,
г. Самара, Россия

Статья поступила в редакцию 16.05.2024

В статье предложена методика анализа организационно-технических рисков обеспечения готовности оборудования к селективному лазерному сплавлению (СЛС) деталей, основанная на применении сетей Байеса. Идентификация рисков и вероятность возникновения нежелательных событий проведена путем анкетирования экспертов. На основе обработки результатов анкетирования разработана вероятностная модель количественной оценки влияния организационных факторов на отклонения от стандартного регламента подготовки оборудования к процессу СЛС, позволяющая количественно оценить степень воздействия отклонений на производственную систему и доступность оборудования к выполнению заказа.

Ключевые слова: организационно-технические риски, сети Байеса, аддитивные технологии, селективное лазерное сплавление.

DOI: 10.37313/1990-5378-2024-26-3-63-73

EDN: CULWVD

*Работа выполнена в рамках государственного задания
Министерства науки и высшего образования Российской Федерации
(тема № FSSS-2024-0018)*

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время наблюдается тенденция к цифровизации промышленных предприятий за счёт системного внедрения в производственный процесс высокотехнологичных инноваций. Одной из таких инноваций является применение аддитивных технологий [1]. К преимуществам указанных технологий следует отнести: значительное сокращение времени производственного цикла, существенная экономия материала, возможность производства деталей со сложной геометрией с применением уникального материала [2, 3].

Технология селективного лазерного сплавления (Selective Laser Melting, SLM, СЛС) – один из методов аддитивного производства, при котором деталь послойно формируется за счёт сплавления металлических порошков излучением лазера высокой мощности [3]. Для начала процесса построения CAD модель передаётся на установку СЛС, формирование детали осуществляется на платформе построения в среде инертного газа.

Искворин Даниил Сергеевич, старший лаборант инженерного центра. E-mail: iskvorin.ds@ssau.ru
Хаймович Александр Исаакович, доктор технических наук, доцент, заведующий кафедрой технологий производства двигателей. E-mail: berill_samara@bk.ru

Вместе с достоинствами, аддитивные технологии обладают большой вариабельностью, их применение несет определённые риски, в том числе организационные. Возникновение последних для таких сложных и высокозатратных процессов, как селективное лазерное сплавление, может привести к большим финансовым и репутационным убыткам предприятия [4].

Для анализа рисков в различных областях экономики и промышленности согласно ГОСТ Р 58771-2019 и ГОСТ Р ИСО/МЭК 31010 – 2011 могут быть использованы Байесовские сети [5, 6]. В том числе в настоящее время многие исследования направлены на разработку методик предиктивной аналитики параметров процесса СЛС, некоторые из которых основаны на применении сетей Байеса. Н. Хертлейн и др. в своём исследовании использовали гибридную байесовскую сеть для прогнозирования качества деталей, полученных методом СЛС [7]; А. Харуна и др. применили нечёткую байесовскую логику для анализа адаптивности конструкции деталей для аддитивного производства [8]; Ц. Литинг и др. – для анализа промышленной адаптивности аддитивного производства [9]; Се Цзыюй и др. – для обратной оценки неопределенности модели ванны расплава для аддитивного производства с использованием экспериментальных данных [10]; Лю Дэхao и др. – для проектирования процесса аддитивного производства [11];

Чжу Цзяньцзянь и др. - для оценки влияния параметров процесса и прогноза качества поверхности деталей, изготовленных технологией СЛС [12]; Ву Линг и др. - для вывода параметров вязкоупругопластической модели для прогнозирования параметров деформации высокомолекулярных полимерных материалов аддитивного производства [13]; Бо Ли и др. применили байесовские сетевые модели в машинном обучении для прогнозирования плотности деталей, изготовленных методом СЛС [14]. А. Бача и др. - для диагностики неисправностей оборудования при печати деталей технологией FDM [15]. Тай Ле-Хонг и др. применили алгоритм байесовской оптимизации для прогнозирования геометрических характеристик валика, полученного технологией СЛС [16]. Цзяху Е и др. провели калибровку и количественный анализ неопределенностей в физике процесса СЛС [17]. Г. Сагар и др. разработали методику выбора технологии аддитивного производства [18]. Д. Фрэнсис и др. для прогнозирования дефектов деталей, полученных методами аддитивного производства [19]. Р. Чен и др. для моделирования причинно-следственного вывода для обеспечения качества аддитивного производства [20].

Несмотря на широкие исследования в области применения теоремы Байеса для анализа рисков аддитивного производства, диагностика организационно-технических рисков подготовки оборудования к работе, в том числе с применением сетей Байеса, исследована в недостаточной степени.

С целью разработки методики количественной оценки организационно-технических рисков несоответствий при обеспечении готовности оборудования к процессу СЛС были решены следующие задачи:

- априорная оценка вероятности нарушения готовности оборудования как результат влияния независимых организационно-технических факторов;
- разработка риск-модели обеспечения готовности оборудования, учитывающей условные по Байесу вероятности влияния организационно-технических факторов;
- выявление наиболее весомых рисков несоответствий.

ОБЪЕКТЫ И МЕТОДЫ

Основой для разработки риск-модели явились Байесовские сети - вероятностные графические модели, которые широко применяются для количественной оценки рисков, моделирования неопределенностей и принятия решений в условиях структурной динамики [5, 6, 21]. Байесовские сети основаны на теории графов и структурированы с использованием условной

вероятности и теоремы Байеса, которые фиксируют зависимости между составными частями системы [22]. Важно отметить, что сети Байеса возможно применять как для прогнозирования рисков (прямой вывод), так и для их диагностирования (обратный вывод) [23].

Теорема Байеса имеет следующую формулировку [24]: Пусть H_1, H_2, \dots, H_n – несовместимые события, объединение которых совпадает со всем пространством событий S эксперимента, и E – произвольное событие из S , такое, что $P(E) \neq 0$. Тогда по формуле 1:

$$P(H_1 | E) = \frac{P(H_1 \cap E)}{P(H_1 \cap E) + P(H_2 \cap E) + \dots + P(H_n \cap E)}; \quad (1)$$

По определению [23] условная вероятность равна отношению совместного наблюдения событий к вероятности условия, то есть, по формуле (2):

$$P(H_1 | E) = \frac{P(H_1 \cap E)}{P(E)}. \quad (2)$$

При этом $P(E)$ можно найти по формуле полной вероятности (3):

$$P(E) = P(H_1) \cdot P(E | H_1) + P(H_2) \cdot P(E | H_2) + \dots + P(H_n) \cdot P(E | H_n) \quad (3)$$

Эта зависимость применяется в процессе прогнозирования риска (прямой вывод). По формуле (4):

$$P(H_i \cap E) = P(H_i) \cdot P(E | H_i), \quad (4)$$

Подставляя формулу (3) и (4) в формулу (2), мы получим формулу (5):

$$P(H_1 | E) = \frac{P(H_1) \cdot P(E | H_1)}{P(H_1) \cdot P(E | H_1) + P(H_2) \cdot P(H_2) \cdot P(E | H_2)} \dots \frac{P(H_n) \cdot P(E | H_n)}{P(E | H_1) + \dots + P(H_n) \cdot P(E | H_n)}. \quad (5)$$

В левой части равенства (5) стоит апостериорная вероятность гипотезы H_1 при условии осуществления события E , в правой части находятся априорные вероятности гипотез H_1, H_2, \dots, H_n и условные вероятности события E при условии реализации гипотез H_1, H_2, \dots, H_n [22, 24]. Зависимость (5) применяется для диагностирования рисков (обратный вывод).

При построении полной байесовской сети необходимо определить: узлы сети, причинные связи между узлами, условные и априорные вероятности событий, объективные свидетельства в сети, обновлённые доверительные оценки, а также апостериорные доверительные оценки [6].

Исследование проводилось на базе установки SLM280HL лаборатории аддитивных технологий Самарского университета.

Для идентификации и определения значений вероятности возникновения организацион-

но-технических рисков процесса селективного лазерного сплавления было проведено анкетирование сотрудников лаборатории – экспертов в области процесса селективного лазерного сплавления. В анкетировании было задействовано 6 экспертов-сотрудников лаборатории. Априори было принято, что все эксперты имеют равный профессиональный уровень.

Результаты анкетирования показали, процесс СЛС может быть реализован без отклонений от регламента, если учитывать влияние следующих ключевых факторов: готовность установки СЛС к печати, отсутствие технических проблем в процессе печати и наличие оператора. На готовность установки к печати влияют следующие факторы: наличие порошка, наличие выравнивателя, наличие фильтра, наличие платформы построения, наличие аргона и исправность установки. Технические проблемы при печати могут возникнуть по причинам нехватки основных и вспомогательных материалов: аргона, металло-порошковой композиции,

возникновения проблемы поддержания требуемого уровня инертной среды в процессе печати, из-за программного останова в процессе печати, проблемы выявления ошибки в технологическом процессе при печати, а также вследствие допущенной ошибки на этапе построения 3D – технологической модели.

Одним из 7-и классических инструментов управления качеством является диаграмма Исикавы [25, 26]. В исследовании был апробирован новый метод трансформации диаграммы Исикавы, содержащей идентифицированные организационно-технические риски несоответствий регламенту процесса СЛС (Рисунок 1), в граф агрегированных данных для построения сети Байеса. При трансформации каждой ветке с несоответствием диаграммы Исикавы присваиваются буквенные обозначения (идентификаторы).

Указанные ветви диаграммы Исикавы преобразуются в граф агрегированных данных причинно-следственных связей диаграммы байесовской сети (Рисунок 2).

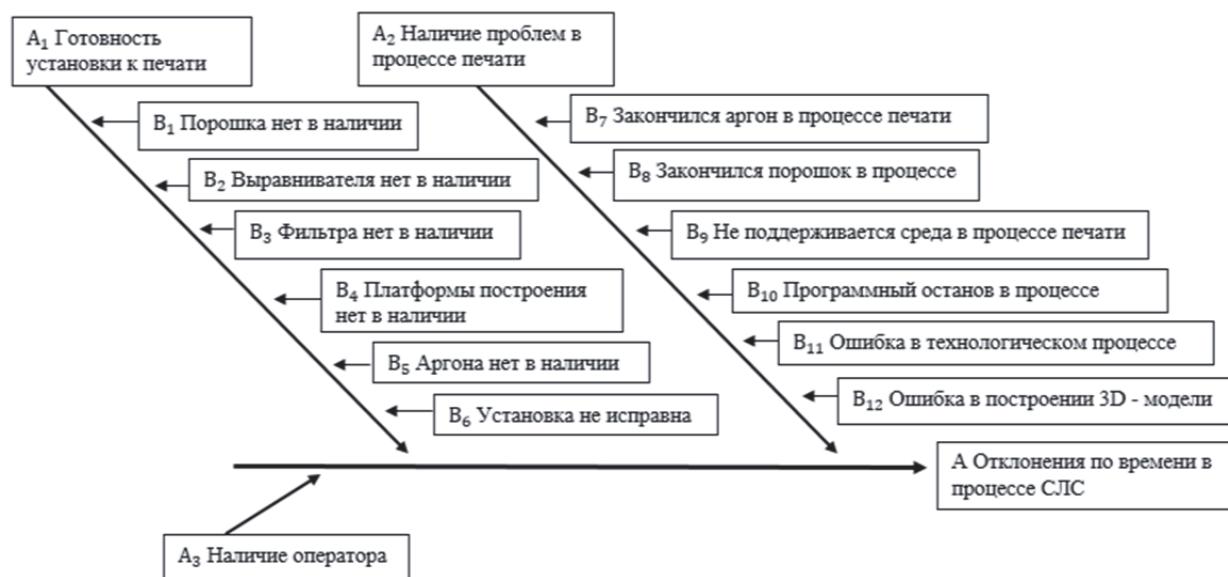


Рис. 1 – Диаграмма Исикавы организационно-технических рисков процесса СЛС
(Ishikawa diagram of the organizational-technical risks of the SLM process)

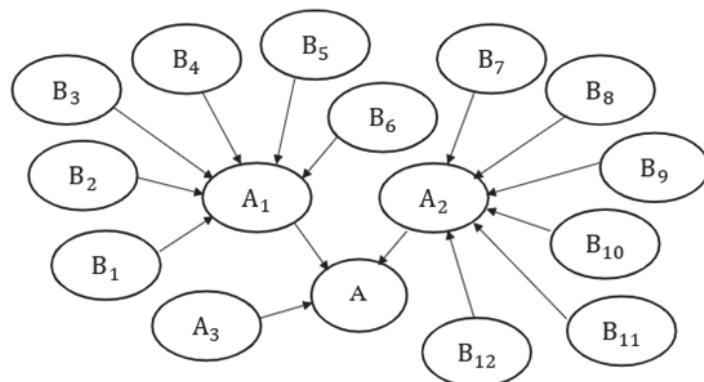


Рис. 2 – Байесовская сеть организационно-технических рисков процесса СЛС
(Bayesian network of organizational-technical risks of the SLM process)

РАСЧЁТ БАЙЕСОВСКОЙ СЕТИ

Априорные вероятности возникновения рисков организационно-технических несоответствий при СЛС определялись по результатам анкетирования 6 экспертов, непосредственно работающих на установке SLM280HL. Вероятность возникновения каждого нежелательного события определялась как отношение взятого с точностью до сотых долей количества наступлений этого события за 100 циклов к 100 циклам запуска установки.

Значения априорных вероятностей, полученные по результатам анкетирования, представлены в таблице 1.

Согласованность мнений экспертов определялась по коэффициенту конкордации (6):

$$W = \frac{S}{\frac{1}{12} \cdot m^2 \cdot (n^3 - n) - m \cdot \sum T_i} = \frac{1843,5}{\frac{1}{12} \cdot 6^2 \cdot (13^3 - 13) - 6 \cdot 109,5} = 0,31, \quad (6)$$

где n – число факторов, m – число экспертов, –

количество повторяющихся элементов, S – дисперсия.

Значение $W = 0,31$ свидетельствует о слабой степени согласованности мнений экспертов.

Статистическая значимость коэффициента конкордации рассчитывалась по критерию согласования Пирсона по формуле (7):

$$\chi^2 = \frac{S}{\frac{1}{12} \cdot m \cdot n \cdot (n+1) + \frac{1}{n-1} \cdot \sum T_i} = \frac{1843,5}{\frac{1}{12} \cdot 6 \cdot 13 \cdot (13+1) + \frac{1}{13-1} \cdot 109,5} = 22,52 \quad (7)$$

Так как χ^2 расчетный $22,52 \geq$ табличного (21,02607), то $W = 0,31$ – величина статистически значимая, поэтому рассчитанной оценке согласованности можно доверять. Следовательно, в дальнейших исследованиях надо учитывать не только среднее значение оценок экспертов, но также после фильтрации выбросов проводить оценку в пределах среднее значение $+/- 3\text{СКО}$, где СКО – среднеквадратичное отклонение.

Весовые характеристики значимости рисков представлены в таблице 2.

Таблица 1. Априорные вероятности возникновения рисков
(A priori probability of occurrence of risks)

Переменная	Риск возникновения организационно-технического несоответствия	Вероятности P (A _i)					
		Эксперт № 1	Эксперт № 2	Эксперт № 3	Эксперт № 4	Эксперт № 5	Эксперт № 6
1	2	3	4	5	6	7	8
x_1	Оператора нет	0,01	0	0	0	0,01	0,05
x_2	Порошка нет в наличии	0,02	0,08	0,02	0,02	0,05	0,1
x_3	Выравнивателя нет в наличии	0	0,07	0	0	0,02	0,01
x_4	Фильтра нет в наличии	0,02	0,05	0,01	0	0	0,05
x_5	Платформы построения нет в наличии	0,04	0,09	0,02	0,05	0,05	0,05
x_6	Аргона нет в наличии	0,03	0,15	0,05	0	0	0,1
x_7	Установка не исправна	0,01	0,02	0,01	0,02	0	0,01
x_8	Закончился аргон в процессе печати	0,02	0,05	0	0,03	0	0,05
x_9	Закончился порошок в процессе печати	0,01	0,1	0	0,04	0	0,05
x_{10}	Не поддерживается среда в процессе печати	0,01	0,02	0,03	0	0	0,01
x_{11}	Программный останов в процессе печати	0,01	0,07	0,05	0,01	0,1	0,01
x_{12}	Ошибка в технологическом процессе	0,03	0,04	0	0,04	0	0,1
x_{13}	Ошибка в построении 3D - модели	0,01	0,05	0,1	0,02	0	0,1

Таблица 2. Вес рисков (weight of risk)

Переменная	Риск	Вес λ
x_1	Оператора нет	0,08973
x_2	Порошка нет в наличии	0,06595
x_3	Выравнивателя нет в наличии	0,08649
x_4	Фильтра нет в наличии	0,08324
x_5	Платформы построения нет в наличии	0,06486
x_6	Аргона нет в наличии	0,06162
x_7	Установка не исправна	0,08973
x_8	Закончился аргон в процессе печати	0,08108
x_9	Закончился порошок в процессе печати	0,07568
x_{10}	Не поддерживается среда в процессе печати	0,08973
x_{11}	Программный останов в процессе печати	0,07027
x_{12}	Ошибка в технологическом процессе	0,07459
x_{13}	Ошибка в построении 3D - модели	0,06703

По данным таблицы 2 наибольший вес имеют риски нежелательных событий 1, 7 и 10.

С помощью ПО «Statistica» [27] были определены выбросы, средние значения вероятности возникновения каждого события, а также значения вероятности событий при наиболее оптимистичном (наименьшие нижние значения) и наиболее пессимистичном (наибольшие

верхние значения без выбросов) исходах. Полученный график показан на рисунке 3.

Значения вероятностей событий противоположных рассматриваемым определяются исходя из свойств суммы вероятностей противоположных событий. Вероятности всех рассматриваемых событий приведены в таблице 3.

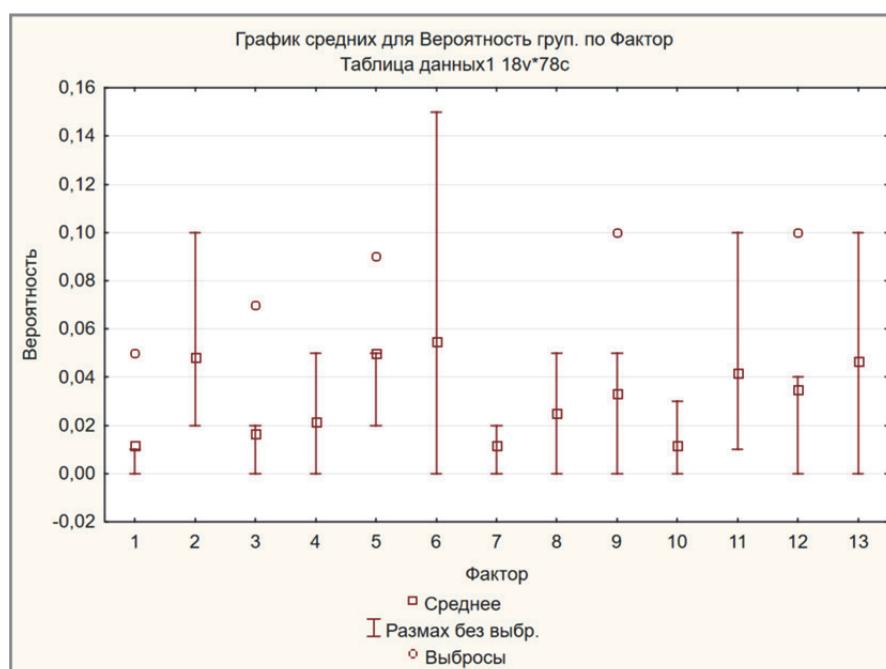


Рис. 3. График распределения средних значений факторов
(The distribution graph of the average values of the factors)

Таблица 3. Вероятности событий (Probabilities of events)

Переменная	Фактор / Риск	Среднее значение	Оптимистичное значение	Пессимистичное значение	Противоположное событие	Среднее значение
x_1	Оператора нет	0,0117	0	0,01	Оператор на месте	0,9883
x_2	Порошка нет в наличии	0,0483	0,02	0,1	Порошок есть в наличии	0,9517
x_3	Выравнивателя нет в наличии	0,0167	0	0,02	Выравниватель есть в наличии	0,9833
x_4	Фильтра нет в наличии	0,0217	0	0,05	Фильтр есть в наличии	0,9783
x_5	Платформы построения нет в наличии	0,05	0,02	0,05	Платформа построения есть в наличии	0,9500
x_6	Аргона нет в наличии	0,055	0	0,15	Аргон есть в наличии	0,9450
x_7	Установка не исправна	0,0117	0	0,02	Установка исправна	0,9883
x_8	Закончился аргон в процессе печати	0,025	0	0,05	Аргон в процессе печати не закончился	0,9750
x_9	Закончился порошок в процессе печати	0,0333	0	0,05	Порошок в процессе печати не закончился	0,9667
x_{10}	Не поддерживается среда в процессе печати	0,0117	0	0,03	Поддерживается среда в процессе печати	0,9883
x_{11}	Программный останов в процессе печати	0,0417	0,01	0,1	Программного останова в процессе печати нет	0,9583
x_{12}	Ошибка в технологическом процессе	0,035	0	0,04	Ошибка в технологическом процессе нет	0,9650
x_{13}	Ошибка в построении 3D - модели	0,0467	0	0,1	Ошибка в построении 3D - модели нет	0,9533

Значения, данные в таблице 3, были применены для ручного и машинного расчётов.

Для моделирования байесовской сети организационно-технических рисков процесса СЛС была использована программа GeNIe Modeler (Рисунок 4) с бесплатной академической версией, обладающая удобным интерфейсом и широкой технической поддержкой продукта [22, 28].

Расчеты вероятностей событий проводились вручную по зависимостям (1)...(5) и в автоматизированном режиме в ПО GeNIe Modeler. Результаты расчётов приведены в таблице 4.

Анализ рисков по данным рисунка 4 и таблицы 4 показывает, что наиболее существенные риски лежат в области организации подготовки к печати: риск отсутствия требуемого количества

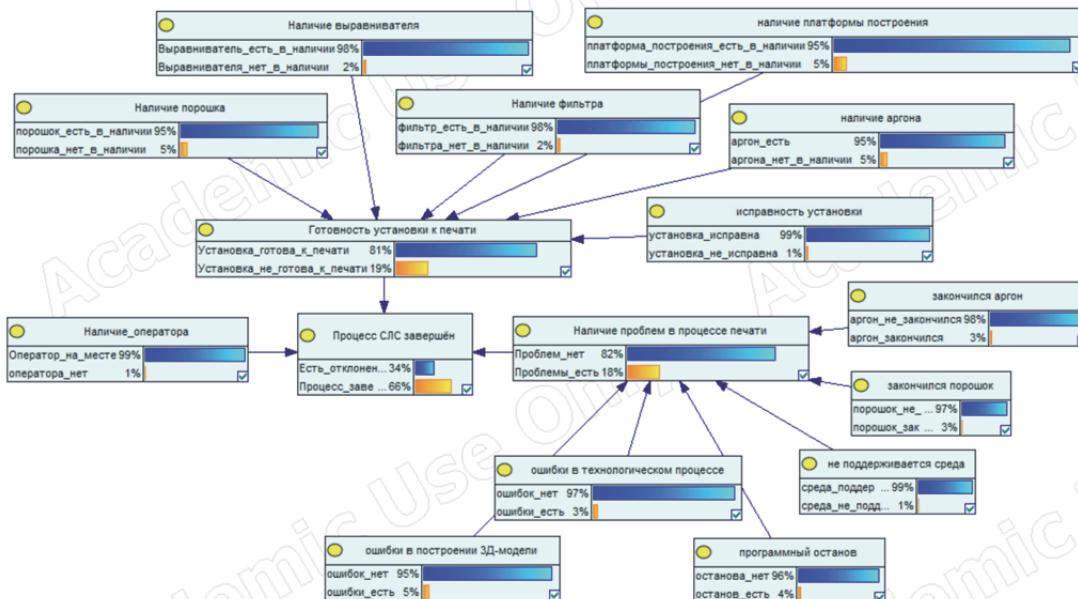


Рис. 4. Байесовская сеть процесса селективного лазерного сплавления в программе GeNIe Modeler (Bayesian network of the SLM process in the GeNIe Modeler program)

Таблица 4. Сравнение результатов (Comparison of results)

Пояснение	Значение ручного расчёта	Значения из GeNIe Modeler				
Прогнозирование (прямой вывод)						
Вероятность готовности установки к печати	0,8123	<table border="1"> <tr> <td>► Установка_готова_к_печати</td> <td>0.81232777</td> </tr> <tr> <td>Установка_не_готова_к_печати</td> <td>0.18767223</td> </tr> </table>	► Установка_готова_к_печати	0.81232777	Установка_не_готова_к_печати	0.18767223
► Установка_готова_к_печати	0.81232777					
Установка_не_готова_к_печати	0.18767223					
Вероятность отсутствия несоответствий при печати	0,8212	<table border="1"> <tr> <td>► Проблем_нет</td> <td>0.82124636</td> </tr> <tr> <td>Проблемы_есть</td> <td>0.17875364</td> </tr> </table>	► Проблем_нет	0.82124636	Проблемы_есть	0.17875364
► Проблем_нет	0.82124636					
Проблемы_есть	0.17875364					
Вероятность своевременного завершения процесса СЛС	0,6593	<table border="1"> <tr> <td>► Есть_отклонения_по_времени</td> <td>0.34066188</td> </tr> <tr> <td>Процесс_завершён_вовремя</td> <td>0.65933812</td> </tr> </table>	► Есть_отклонения_по_времени	0.34066188	Процесс_завершён_вовремя	0.65933812
► Есть_отклонения_по_времени	0.34066188					
Процесс_завершён_вовремя	0.65933812					
Диагностирование (обратный вывод)						
Вероятность отсутствия готовности установки к печати	0,5509	<table border="1"> <tr> <td>► Установка_готова_к_печати</td> <td>0.44909529</td> </tr> <tr> <td>Установка_не_готова_к_печати</td> <td>0.55090471</td> </tr> </table>	► Установка_готова_к_печати	0.44909529	Установка_не_готова_к_печати	0.55090471
► Установка_готова_к_печати	0.44909529					
Установка_не_готова_к_печати	0.55090471					
Вероятность отсутствия порошка как причины невозможности печати	0,2575	<table border="1"> <tr> <td>► порошок_есть_в_наличии</td> <td>0.74245897</td> </tr> <tr> <td>порошка_нет_в_наличии</td> <td>0.25754103</td> </tr> </table>	► порошок_есть_в_наличии	0.74245897	порошка_нет_в_наличии	0.25754103
► порошок_есть_в_наличии	0.74245897					
порошка_нет_в_наличии	0.25754103					
Вероятность остановки (невозможности начала) печати ввиду отсутствия аргона	0,1398	<table border="1"> <tr> <td>► аргон_ne_zakonchilsya</td> <td>0.86014271</td> </tr> <tr> <td>argon_zakonchilsya</td> <td>0.13985729</td> </tr> </table>	► аргон_ne_zakonchilsya	0.86014271	argon_zakonchilsya	0.13985729
► аргон_ne_zakonchilsya	0.86014271					
argon_zakonchilsya	0.13985729					

порошка, платформы построения и аргона, также выявлен значительный риск возникновения ошибки в разработке 3D-технологической модели.

Вариабельность влияния организационно-технических рисков на процесс СЛС исследова-

лась путем искусственного завышения вероятности наступления всех рисковых событий на 20%. Кроме того, были проведены расчёты при наиболее оптимистичном и наиболее пессимистичном исходе. Результаты приведены в таблице 5.

Таблица 5. Оценка влияния несоответствий на своевременность завершения СЛС
(Assessment of the impact of nonconformities on the timeliness of the SLM completion)

Параметр	Результаты при исходных значениях рисков	Результаты при значениях рисков, увеличенных на 20%	Величина изменения, %	Результаты при наиболее оптимистичном исходе	Результаты при наиболее пессимистичном исходе
Вероятность того, что установка готова к печати	0,8123	0,7784	0,0417	0,9604	0,6631
Вероятность того, что проблем во время печати нет	0,8212	0,7889	0,0479	0,99	0,6801
Вероятность события «Процесс завершится вовремя»	0,6593	0,6055	0,0816	0,9508	0,4469

РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ

В результате исследования была разработана и опробована методика анализа организационно-технических рисков обеспечения готовности оборудования к процессу СЛС на основе сетей Байеса.

Реализован новый подход к построению сетей Байеса, заключающийся в преобразовании диаграммы Исикавы, описывающей агрегированные причинно-следственные взаимосвязи между факторами и последствиями, в граф связанных вероятностей сети Байеса.

На основе анкетирования 6 экспертов проведён анализ и получена оценка априорных вероятностей несоответствий в организационно-техническом обеспечении готовности оборудования для процесса СЛС, рассчитаны ранговые веса рисков (таблица 2).

Разработана модель анализа организационно-технических рисков на основе сетей Байеса. С использованием данных анкетирования и разработанной модели получены оптимистическая и пессимистическая оценки вероятности выполнения производственных заказов в срок с учетом воздействия отклонений на производственную систему (таблицы 4, 5).

Большая разница в оптимистической и пессимистической оценках (таблица 5) вызвана низкой согласованностью в оценках априорных рисков экспертами (коэффициент конкордации равен 0,31), что свидетельствует о просчетах в процессах организации сбора статистики по несоответствиям, их последующем анализе выполняемом, например, по методике PFMEA.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Абрамов, И.В. Обеспечение развития аддитивных технологий в России в условиях санкций (Ensuring the development of additive technologies in Russia under sanctions) / И.В. Абрамов, Ю.Д. Лукина, В.И. Абрамов // Вестник евразийской науки. - 2022. - Т. 5. № 4. - С. 198–204.
2. Абрамов, И.В. Проблемы и перспективы цифровизации промышленных предприятий с использованием аддитивных технологий (Problems and prospects of digitalization of industrial enterprises using additive technologies) / И.В. Абрамов // Вестник евразийской науки. - 2023. - Т. 15. № 2.
3. Агаповичев, А.В. Исследование влияния режимов селективного лазерного сплавления на качество заготовок (Investigation of the effect of Selective Laser Melting modes on the quality of workpieces) / А.В. Агаповичев, А.В. Сотов, В.Г. Смелов // Самара: Изд-во Самар. ун-та. - 2017. - 30 с.
4. Yadav, P. In Situ Monitoring Systems of The SLM Process: On the Need to Develop Machine Learning Models for Data Processing / Pinku Yadav 1, Olivier Rigo, Corinne Arvieu, Emilie Le Guen, Eric Lacoste // Additive Manufacturing (AM) of Metallic Alloys. - 2020. - 26 с.
5. ГОСТР 58771-2019 Национальный стандарт Российской Федерации Менеджмент риска. Технологии оценки риска (Risk assessment technologies) (IEC 31010:2019, NEQ). – М. - 2020.
6. ГОСТР 31010-2011 (ИСО/МЭК) Национальный стандарт Российской Федерации Менеджмент риска. Методы оценки риска (Risk assessment methods) (ISO/IEC 31010:2009 Risk management – Risk assessment techniques (IDT)). – М. - 2012.
7. Hertlein, N. Prediction of selective laser melting part quality using hybrid Bayesian network / Nathan Hertlein, Sourabh Deshpande, Vysakh

- Venugopal, Manish Kumar, Sam Anand // Additive Manufacturing. – 2020. – V.32
8. Haruna, A. Adaptability analysis of design for additive manufacturing by using fuzzy Bayesian network approach / Auwal Haruna, Pingyu Jiang // Advanced Engineering Informatics. – 2022. – V.52.
 9. Jing, L. Additive manufacturing industrial adaptability analysis using fuzzy Bayesian Network / Liting Jing, Bowen Tan, Shaofei Jiang, Junfeng Ma // Computers & Industrial Engineering. – 2021. – V.155.
 10. Xie, Z. Bayesian inverse uncertainty quantification of a MOOSE-based melt pool model for additive manufacturing using experimental data / Ziyu Xie, Wen Jiang, Congjian Wang, Xu Wu // Annals of Nuclear Energy. – 2022. – V.165.
 11. Liu, D. Metal Additive Manufacturing Process Design based on Physics Constrained Neural Networks and Multi-Objective Bayesian Optimization / Dehao Liu, Yan Wang // Manufacturing Letters. – 2022. – V.33 – P. 817 - 827.
 12. Zhu, J. Process parameter effects estimation and surface quality prediction for selective laser melting empowered by Bayes optimized soft attention mechanism-enhanced transfer learning / Jianjian Zhu, Zhongqing Su, Qingqing Wang, Runze Hao, Zifeng Lan, Frankie Siu-fai Chan, Jiaqiang Li, Sidney Wing-fai Wong // Computers in Industry. – 2024. – V.156.
 13. Wu, L. Bayesian inference of high-dimensional finite-strain visco-elastic-visco-plastic model parameters for additive manufactured polymers and neural network based material parameters generator / Ling Wu, Cyrielle Anglade, Lucia Cobian, Miguel Monclús, Javier Segurado, Fatma Karayagiz, Ubiratan Freitas, Ludovic Noels // International Journal of Solids and Structures. – 2023. – V. 283.
 14. Li, B. Machine-learning prediction of selective laser melting additively manufactured part density by feature-dimension-ascended Bayesian network model for process optimisation / Bo Li, Wei Zhang, Fuzhen Xuan // The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. – 2022. – V. 121. – P. 4023-4038.
 15. Bacha, A. Fault Diagnosis in the Field of Additive Manufacturing (3D Printing) Using Bayesian Networks / Abdelkabir Bacha, Ahmed Haroun Sabry, Jamal Benhra // International Journal of Online and Biomedical Engineering (iJOE). – 2019. – V.15. – N. 3. – P. 110 - 123.
 16. Le-Hong, T. Data-driven models for predictions of geometric characteristics of bead fabricated by selective laser melting / Thai Le-Hong, Pai Chen Lin, Jian-Zhong Chen, Thinh Duc Quy Pham, Xuan Van Tran // Journal of Intelligent Manufacturing. – 2021. – V.34. – P. 1241 - 1257.
 17. Ye, J. Bayesian Calibration of Multiple Coupled Simulation Models for Metal Additive Manufacturing: A Bayesian Network Approach / Jiahui Ye, Mohamad Mahmoudi, Kubra Karayagiz, Luke Johnson, Raiyan Seede, Ibrahim Karaman, Raymundo Arroyave, Alaa Elwany // Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems, Part B: Mechanical Engineering. – 2022. – V. 8. – 12 p.
 18. Ghuge, S. Additive Manufacturing Process Root Selection Using Bayesian Network / Sagar Ghuge, Milind Akarte // Procedia Computer Science. – 2024. – V.232. – P. 698 - 707.
 19. Francis J. Efficient Distortion Prediction of Additively Manufactured Parts Using Bayesian Model Transfer Between Material Systems / Jack Francis, Arman Sabbaghi, M. Ravi Shankar, Morteza Ghasri-Khouzani, Linkan Bian // Journal of Manufacturing Science and Engineering. – 2020. - V. 142. - 16 p.
 20. Chen, R. Ontology-Driven Learning of Bayesian Network for Causal Inference and Quality Assurance in Additive Manufacturing / Ruimin Chen, Yan Lu, Paul Witherell, Timothy W. Simpson, Soundar Kumara, Hui Yang / IEEE Robotics and Automation Letters. 2021. - V. 6. - P. 6032 - 6038.
 21. Hosseini, S. Bayesian networks for supply chain risk, resilience and ripple effect analysis: A literature review / Seyedmohsen Hosseini, Dmitry Ivanov // Expert Systems with Applications. - 2020. - V. 161.
 22. Литвиненко, Н.Г. Байесовские сети. Теория и практика (Bayesian networks. Theory and practice) / Н.Г. Литвиненко, А.Г. Литвиненко, О.Ж. Мамырбаев, А.С. Шаяхметова // Алматы: Институт информационных и вычислительных технологий КН МОН РК. - 2020. - 197 с.
 23. Ветров, Д. Байесовские методы в машинном обучении (Bayesian methods in machine learning) / Дмитрий Ветров // Москва: исследовательская группа по байесовским методам. - 2016. - 66 с.
 24. Мостеллер, Ф. Вероятность (Probability) / Ф. Мостеллер, Р. Рурке, Дж. Томас // М.: МЦНМО. - 2015. - 356 с.
 25. Закирова, А.Р. Статистические методы в управлении качеством (Statistical methods in quality management) / А.Р. Закирова // Казань: Казан. ун-т. - 2015. - 40 с.
 26. Семенова, Е.Г. Анализ и синтез организационно-технических решений при аддитивном производстве (Organizational and technical analysis and synthesis solutions in additive manufacturing) / Е.Г. Семенова, А.В. Чабаненко // Автоматизация и управление технологическими процессами и производствами, системы автоматизации проектирования. – 2018. – № 1. – С. 33 – 41.
 27. Стукач, О.В. Программный комплекс Statistica в решении задач управления качеством (Statistical software package for solving quality management problems) / О.В. Стукач // Учебное пособие. – Томский политехнический университет. – Томск: Изд-во Томского политехнического университета. – 2011. – 163 с.
 28. GeNIE Modeler. Version 4.1.R0 / Programmer's Manual. – Bayes Fusion, LLC. - 2023. - 698 P.

METHODOLOGY OF ANALYZING THE ORGANIZATIONAL AND TECHNICAL RISKS OF EQUIPMENT READINESS OF SELECTIVE LASER MELTING BASED ON BAYES NETWORKS

© 2024 D.S. Iskvorin, A.I. Khaimovich

Samara National Research University, Samara, Russia

The article proposes a methodology for analyzing the organizational-technical risks of equipment readiness to execution Selective Laser Melting (SLM) in accordance with established regulations, based on the use of Bayesian networks. The identification of risks and the possibility of undesirable events was carried out by questionnaires experts. The processing of questionnaires results made it possible to develop a probabilistic model, has been developed for quantifying the impact of organizational factors on deviations from the standard regulations for preparing equipment for the SLM process, which allows quantifying the degree of impact of deviations on the production system and the availability of equipment for order fulfillment.

Key words: analysis of organizational and technical risks, Bayesian networks, additive technologies, Selective Laser Melting.

DOI: 10.37313/1990-5378-2024-26-3-63-73

EDN: CULWVD

*The research was carried out within the state assignment
of Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation
(theme No. FSSS-2024-0018)*

REFERENCES

1. Abramov, I.V. Obespechenie razvitiya additivnyh tekhnologij v Rossii v usloviyah sankcij (Ensuring the development of additive technologies in Russia under sanctions) / I.V. Abramov, YU.D. Lukina, V.I. Abramov // Vestnik evrazijskoj nauki. – 2022. – T. 5. № 4. – S. 198–204.
2. Abramov, I.V. Problemy i perspektivy cifrovizacii promyshlennyh predpriyatiij s ispol'zovaniem additivnyh tekhnologij (Problems and prospects of digitalization of industrial enterprises using additive technologies) / I.V. Abramov // Vestnik evrazijskoj nauki. – 2023. – T. 15. № 2.
3. Agapovichev, A.V. Issledovanie vliyaniya rezhimov selektivnogo lazernogo splavleniya na kachestvo zago-tovok (Investigation of the effect of Selective Laser Melting modes on the quality of workpieces) / A.V. Agapovichev, A.V. Sotov, V.G. Smelov // Samara: Izd-vo Samar. un-ta. – 2017. – 30 s.
4. Yadav, P. In Situ Monitoring Systems of The SLM Process: On the Need to Develop Machine Learning Models for Data Processing / Pinku Yadav 1, Olivier Rigo, Corinne Arvieu, Emilie Le Guen, Eric Lacoste // Additive Manufacturing (AM) of Metallic Alloys. – 2020. – 26 c.
5. GOSTR 58771-2019 Nacional'nyj standart Rossijskoj Federacii Menedzhment riska. Tekhnologii ocenki riska (Risk assessment technologies) (IEC 31010:2019, NEQ). – M. – 2020.
6. GOSTR 31010-2011 (ISO/MEK) Nacional'nyj standart Rossijskoj Federacii Menedzhment riska. Metody ocenki riska (Risk assessment methods) (ISO/IEC 31010:2009 Risk management – Risk assessment techniques (IDT)). – M. – 2012.
7. Hertlein, N. Prediction of selective laser melting part quality using hybrid Bayesian network / Nathan Hertlein, Sourabh Deshpande, Vysakh Venugopal, Manish Kumar, Sam Anand // Additive Manufacturing. – 2020. – V.32
8. Haruna, A. Adaptability analysis of design for additive manufacturing by using fuzzy Bayesian network approach / Auwal Haruna, Pingyu Jiang // Advanced Engineering Informatics. – 2022. – V.52.
9. Jing, L. Additive manufacturing industrial adaptability analysis using fuzzy Bayesian Network / Liting Jing, Bowen Tan, Shaofei Jiang, Junfeng Ma // Computers & Industrial Engineering. – 2021. – V.155.
10. Xie, Z. Bayesian inverse uncertainty quantification of a MOOSE-based melt pool model for additive manufacturing using experimental data / Ziyu Xie, Wen Jiang, Congjian Wang, Xu Wu // Annals of Nuclear Energy. – 2022. – V.165.
11. Liu, D. Metal Additive Manufacturing Process Design based on Physics Constrained Neural Networks and Multi-Objective Bayesian Optimization / Dehao Liu, Yan Wang // Manufacturing Letters. - 2022. - V.33 - P. 817 - 827.
12. Zhu, J. Process parameter effects estimation and surface quality prediction for selective laser melting empowered by Bayes optimized soft attention mechanism-enhanced transfer learning / Jianjian Zhu, Zhongqing Su, Qingqing Wang, Runze Hao, Zifeng Lan, Frankie Siu-fai Chan, Jiaqiang Li, Sidney Wing-fai Wong // Computers in Industry. – 2024. – V.156.
13. Wu, L. Bayesian inference of high-dimensional finite-strain visco-elastic-visco-plastic model parameters for additive manufactured polymers and neural network based material parameters generator / Ling Wu, Cyrielle Anglade, Lucia Cobian, Miguel Monclus, Javier Segurado, Fatma Karayagiz, Ubiratan Freitas, Ludovic Noels // International Journal of Solids and Structures. – 2023. – V. 283.
14. Li, B. Machine-learning prediction of selective laser melting additively manufactured part density by feature-dimension-ascended Bayesian network model for process optimisation / Bo Li, Wei Zhang,

- Fuzhen Xuan // The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. – 2022. – V. 121. – P. 4023 – 4038.
15. Bacha, A. Fault Diagnosis in the Field of Additive Manufacturing (3D Printing) Using Bayesian Networks / Abdelkabir Bacha, Ahmed Haroun Sabry, Jamal Benhra // International Journal of Online and Biomedical Engineering (iJOE). – 2019. – V.15. – N. 3. – P. 110 - 123.
 16. Le-Hong, T. Data-driven models for predictions of geometric characteristics of bead fabricated by selective la-ser melting / Thai Le-Hong, Pai Chen Lin, Jian-Zhong Chen, Thinh Duc Quy Pham, Xuan Van Tran // Journal of Intelligent Manufacturing. - 2021. – V.34. – P. 1241 - 1257.
 17. Ye, J. Bayesian Calibration of Multiple Coupled Simulation Models for Metal Additive Manufacturing: A Bayesian Network Approach / Jiahui Ye, Mohamad Mahmoudi, Kubra Karayagiz, Luke Johnson, Raiyan Seede, Ibrahim Karaman, Raymundo Arroyave, Alaa Elwany // Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems, Part B: Mechanical Engineering. – 2022. – V. 8. - 12 p.
 18. Ghuge S. Additive Manufacturing Process Root Selection Using Bayesian Network / Sagar Ghuge, Milind Akarte // Procedia Computer Science. - 2024. - V.232. – P. 698 - 707.
 19. Francis J. Efficient Distortion Prediction of Additively Manufactured Parts Using Bayesian Model Transfer Between Material Systems / Jack Francis, Arman Sabbaghi, M. Ravi Shankar, Morteza Ghasri-Khouzani, Linkan Bian // Journal of Manufacturing Science and Engineering. – 2020. – V. 142. - 16 p.
 20. Chen, R. Ontology-Driven Learning of Bayesian Network for Causal Inference and Quality Assurance in Ad-ditive Manufacturing / Ruimin Chen, Yan Lu, Paul Witherell, Timothy W. Simpson, Soundar Kumara, Hui Yang / IEEE Robotics and Automation Letters. 2021. – V. 6. – P. 6032 - 6038.
 21. Hosseini, S. Bayesian networks for supply chain risk, resilience and ripple effect analysis: A literature review / Seyedmohsen Hosseini, Dmitry Ivanov // Expert Systems with Applications. – 2020. – V. 161.
 22. Litvinenko, N.G. Bajesovskie seti. Teoriya i praktika (Bayesian networks. Theory and practice) / N.G. Litvinenko, A.G. Litvinenko, O.ZH. Mamyrbaev, A.S. SHayahmetova // Almaty: Institut informacionnyh i vychislitel'nyh tekhnologij KN MON RK. – 2020. – 197 s.
 23. Vetrov, D. Bajesovskie metody v mashinnom obuchenii (Bayesian methods in machine learning) / Dmitrij Vetrov // Moskva: issledovatel'skaya gruppa po bajesovskim metodam. – 2016. – 66 s.
 24. Mosteller, F. Veroyatnost' (Probability) / F. Mosteller, R. Rurke, Dzh. Tomas // M.: MCNMO. – 2015. – 356 s.
 25. Zakirova, A.R. Statisticheskie metody v upravlenii kachestvom (Statistical methods in quality management) / A.R. Zakirova // Kazan': Kazan. un-t. – 2015. – 40 s.
 26. Semenova, E.G. Analiz i sintez organizacionno-tehnicheskikh reshenij pri additivnom proizvodstve (Organizational and technical analysis and synthesis solutions in additive manufacturing)/E.G. Semenova, A.V. Chabanenko // Avtomatizaciya i upravlenie tekhnologicheskimi processami i proizvodstvami, sistemy avtomatizacii proektirovaniya. – 2018. – № 1. – S. 33 – 41.
 27. Stukach, O.V. Programmnij kompleks Statistica v reshenii zadach upravleniya kachestvom (Statistical software package for solving quality management problems) / O.V. Stukach // Uchebnoe posobie. – Tomskij politekh-nicheskij universitet. – Tomsk: Izd-vo Tomskogo politehnicheskogo universiteta. – 2011. – 163 s.
 28. GeNIE Modeler. Version 4.1.R0 / Programmer's Manual. – Bayes Fusion, LLC. – 2023. – 698 P.