

УДК 000.000

## **РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ СИНТЕЗА РАСЧЕТНОЙ СХЕМЫ С ПРОГНОЗИРОВАНИЕМ НАДЕЖНОСТИ**

**Т.В. Богатырева**, канд. техн. наук, доцент

**А.А. Солодков**, инженер

*(НИУ «МЭИ», Москва)*

Аннотация: в работе показан способ решения задачи синтеза расчетной схемы заданного уровня надежности с помощью методов математического прогнозирования и машинного обучения. Формируется необходимая выборка данных, визуализируются результаты работы обученной модели.

Ключевые слова: расчетная схема, синтез, надежность, прогнозирование, машинное обучение, проектирование, бинарная классификация.

Наряду с традиционной и хорошо известной инженерам задачей анализа расчетной схемы (т.е. прямого расчета компонентов её напряженно-деформированного состояния) в практике строительного проектирования широко распространена задача в обратной постановке. Задача априорного выбора расчетной схемы, подходящей по своим свойствам под заданные внешние условия (пролеты, высоты, силовые и другие воздействия), называется далее задачей синтеза. На практике решение этой задачи отводится на интуицию и опыт коллектива инженеров. К очевидным недостаткам такого подхода можно отнести его субъективность и, как следствие, отсутствие какой либо гарантии технико-экономической оптимальности выбранного решения. В данной работе предлагается использовать иной подход к задаче, основанный на применении методов математического прогнозирования и машинного обучения.

Для оценки технико-экономических свойств той или иной системы удобно использовать показатели её надежности и вероятности отказа. Надежность системы определяется проведением прямого вероятностного расчета, с построением распределения случайной величины резерва прочности. Ключевая величина, используемая в работе – характеристика безопасности, равная числу стандартов распределения резерва прочности, ук-

ладываемого в интервале от нуля до величины её математического ожидания. Более точно методика вероятностного расчета надежности систем строительной механики приведена в [1, 2]. Оценивание характеристики безопасности позволяет получать систему заданного уровня надежности, тем самым контролируя экономичность решения.

Применение методов машинного обучения к решению прикладной задачи может иметь множество этапов, наиболее важный из которых этап сбора и обработки данных для обучающей выборки. Следует отметить принципиальную разницу предлагаемого подхода в решении задачи синтеза как от простого проектного расчета по обратным формулам, так и от более сложных теорий, основанных на сведении задачи к оптимизационной постановке в аналитическом виде. Хотя модели машинного обучения и содержат внутри себя оптимизационную задачу (минимизация функции потерь на обучающей выборке), успех их применения зависит только от объема и качества собранных данных и удачности выбора признаков описания объектов. Результатом работы модели является статистическое предсказание с той или иной степенью точности (безошибочности), а не решение набора аналитических условий, с чем хорошо справляются численные методы оптимизации.

Поставим задачу следующим образом: в качестве внешних условий (параметров задачи синтеза, см. Рис. 1) даны некоторая высота  $H$  и сосредоточенная сила  $F$ . Требуемое решение – расчетная схема центрально-сжатого стержня с заданными условиями закрепления. Надежность такого стержня определяется как вероятность выполнения совокупности условий прочности и устойчивости.

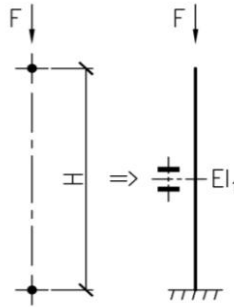


Рис. 1. Параметры задачи синтеза

Зададимся некоторым диапазоном параметров задачи синтеза (высота: 7,6 – 9 м, сила: 33 – 40 т) и будем выбирать сечение стержня из двух возможных вариантов (Рис. 2). В терминах машинного обучения такая постановка соответствует задаче бинарной классификации: заданные, заранее неизвестные входные данные (параметры задачи синтеза) следует отнести (классифицировать) к одному из двух возможных классов. Классом в данном случае является расчетная схема центрально-сжатого стержня с одним из вариантов сечения.

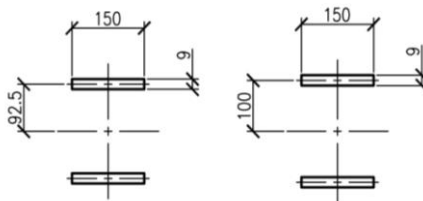


Рис. 2. Задача бинарной классификации. Варианты 1 и 2 сечений стержня

В качестве критерия классификации будем использовать отклонение характеристики безопасности  $\beta$  от некоторого требуемого значения  $\bar{\beta}$ , принятого в работе равным 2,4, что задает уровень надежности, равный приблизительно 0,99. Входные параметры высоты и силы классифицируются как расчетная схема,

обладающая на них наименьшим отклонением от  $\bar{\beta}$ . Запишем условие формально:

$$\operatorname{argmin}_i \{|\bar{\beta} - \beta_i|, i \in \{1, 2\}\} \quad (1)$$

где  $\beta_i$  – характеристика безопасности  $i$ -ого класса;  $i$  – номер класса.

Для подготовки выборки данных был программно реализован решатель задачи надежности центрально-сжатого стержня. Примеры подготовленных с его помощью данных представлены в форме таблицы 1. Строка таблицы содержит возможную комбинацию параметров задачи синтеза, показатели надежности по этой комбинации для каждого класса и значение выражения (1), которое, по сути, является разметкой данных по классам. В таблице 1:  $N$  – показатель надежности,  $P$  – вероятность отказа.

Таблица 1

Данные для обучения модели машинного обучения

$H, \text{ м}$	$F, \text{ т}$	Класс 1			Класс 2			Условие (1)
		$\beta$	$N$	$P$	$\beta$	$N$	$P$	
7,6	35,0	3,80	0,999	0,001	4,92	1,000	0,000	1
7,6	37,0	2,91	0,998	0,002	4,20	0,999	0,001	1
9,0	36,0	0,58	0,719	0,281	1,91	0,972	0,028	2

Таким образом была подготовлена выборка общим объемом 120 строк, содержащая данные расчетов задачи надежности центрально-сжатого стержня для 120 различных комбинаций параметров задачи синтеза.

Для обучения и применения к задаче синтеза была выбрана модель машинного обучения, основанная на применении линейного дискриминантного анализа. Реализация модели взята из библиотеки машинного обучения scikit-learn [3]. Подробное описание модели на сайте библиотеки, а также в литературе [4]. Выборку данных удобно визуализировать в виде диаграммы классов. Модель машинного обучения успешно обучилась на выборке и с некоторой степенью точности может провести границу между классами, см. рисунок 3.

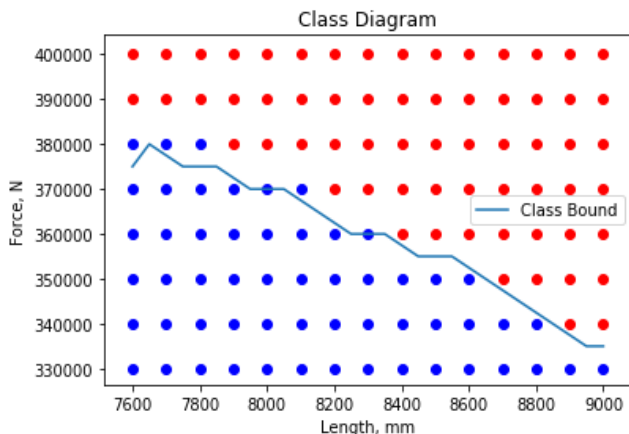


Рис. 3. Диаграмма классов

### Выводы

Решение поставленной задачи оказалось практически осуществимым: обладая необходимой выборкой данных можно обучить модель машинного обучения, которая только по входным параметрам, без проведения прямого расчета может статистически предсказать наиболее подходящую в требуемом смысле надежности расчетную схему.

Граница между классами оказалась близка к линейной, что указывает на достаточную простоту задачи с точки зрения применения методов машинного обучения. Примененная линейная модель оказалась подходящей для решения задачи.

### Дальнейшие шаги

Необходимо оценить точность обученной модели, а также в классе линейных моделей найти наиболее эффективную как по точности получаемого результата, так и по затратам вычислительных ресурсов.

Для более глубокого понимания задачи необходимо провести теоретическую оценку, выявить структуру вероятностного пространства классов.

## **Заключение**

Рассмотренный подход к решению задачи можно было бы попробовать распространить на классические методы строительной механики, в частности на метод перемещений, использующий заранее составленную библиотеку элементов. Также, развитие задачи может быть интересно с вычислительной точки зрения. Построение ядра вычислительно эффективного решателя (создание надлежащего инструмента) в конечном итоге и определит успех практического решения задачи.

С практической точки зрения, подход, примененный в работе, может быть использован для построения более интеллектуальных программных средств, дальнейшей автоматизации рутинного труда инженеров, создания более развитых систем поддержки принятия инженерных решений и анализа информации. Все это еще более актуально в контексте перехода к новым технологиям проектирования, с использованием информационного моделирования и концепции цифровых двойников, когда единая информационная модель сама по себе содержит всю полноту данных о сооружении на протяжении всего его жизненного цикла.

## **Список литературы**

1. *Болотин В. В* Применении методов теории вероятности и теории надежности в расчетах сооружений. - М.: Стройиздат, 1971.
2. *Райзер В. Д.* Методы теории надежности в задачах нормирования расчетных параметров строительных конструкций. - М.: Стройиздат, 1986.
3. scikit-learn.org URL: <https://scikit-learn.org/stable/> (дата обращения: 05.04.2021).
4. Bishop C. M. Pattern Recognition and Machine Learning. - Singapore: Springer, 2006.