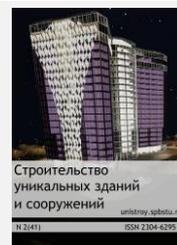




Construction of Unique Buildings and Structures



journal homepage: www.unistroy.spb.ru



Суррогатное моделирование в строительстве

М.Р. Гарифуллин¹, Е.А. Наумова², О.В. Жувак³, А.В. Барабаш⁴

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, 195251, Россия, г. Санкт-Петербург, Политехническая ул., 29.

Информация о статье

УДК 69.04

История

Подана в редакцию 1 февраля 2016

Ключевые слова

сооружение;
суррогатная модель;
кригинг;
здание;
аппроксимация;
оптимизация строительных
конструкций;
стальная ферма;

АННОТАЦИЯ

Любое сооружение должно удовлетворять техническим требованиям и при этом быть оптимальным для расчета. Целью данного исследования является рассмотрение суррогатного моделирования как способа уменьшения трудозатрат при расчете системы, а также получения более точных результатов, не снижающих параметров надежности. В статье рассмотрены программные комплексы, позволяющие реализовать расчеты, приведены примеры использования суррогатного моделирования в различных отраслях и проанализирована оптимизация строительных конструкций, в частности, стальных ферм. Таким образом, суррогатное моделирование для строительства является новым и перспективным направлением, достойным более подробного изучения, открывающим широкие перспективы оптимизации различных строительных конструкций.

Содержание

1.	Введение	119
2.	Обзор литературы	119
3.	Методы построения суррогатных моделей	119
4.	Применение суррогатных моделей	120
5.	Пример суррогатного моделирования	120
6.	Суррогатное моделирование в строительстве	123
7.	Заключение	125

Контактный автор:

- +7(999)0346070, 273marcel@gmail.com (Гарифуллин Марсель Ринатович, аспирант)
- +7(921)5965574, Les95i@mail.ru (Наумова Елизавета Алексеевна, студент)
- +7(911)0961816, zhuwak2010@mail.ru (Жувак Оксана Владимировна, студент)
- +7(963)3129679, aleksandra17au@yandex.ru (Барабаш Александра Викторовна, студент)

1. Введение

В последнее время стало набирать обороты использование так называемых суррогатных (аппроксимирующих) моделей, которые существенно облегчают процесс решения многих инженерных задач и позволяют заранее узнать о технических характеристиках того или иного объекта. При построении таких моделей используется совокупность данных, полученных экспериментальным путем или же основывающихся на некоторых постоянных величинах и процессах известных из курсов фундаментальных наук.

Суррогатная модель лежит в основе нового направления моделирования в инженерии. Она является математическим методом составления модели, базирующейся на результатах испытаний и/или вычислительных экспериментов, проведенных с разнообразными объектами одного рассматриваемого класса [1]. "Суррогат" – заместитель; что же собственно он заменяет? - а заменяет он сложную и неоднозначную математическую модель на более простую, которая имитирует поведение первоначальной, однако, при этом может быть очень быстро вычислена в произвольных точках [2]. В некоторых случаях суррогатное моделирование является единственным способом решения инженерно-технической задачи.

Задачей суррогатного моделирования является оптимизация исходной сложной функции таким образом, чтобы максимально уменьшить область расчета и свести его к минимуму. Для упрощения многих инженерных задач строится суррогатная модель целевой функции, которая впоследствии заменяет саму целевую функцию [3].

С целью детального исследования вопроса: «Что такое суррогатное моделирование, в чем его плюсы и минусы, где его используют», в статье рассматриваются отечественные и зарубежные публикации по данной теме и приводится наглядный пример того, как оно работает.

2. Обзор литературы

Метод суррогатного моделирования подразумевает замену функции $f(x)$, которая является дорогой для оценки, более простой функцией $g(x)$, которая имеет такую же размерность входных и выходных параметров, что и исходная функция [2,3]. В статье [1] обозначаются основные задачи, возникающие при построении суррогатных моделей и их оптимизации. Такие как: задачи снижения размерности [5], задачи построения многомерных нелинейных аппроксимирующих зависимостей, задачи кластеризации и классификации данных.

Суррогатная модель может быть использована при наличии данных, как низкой, так и высокой точности. Данные низкой точности могут быть получены аналитическим способом, а данные высокой точности - при проведении "натурных" испытаний [4].

Для полученной аппроксимационной зависимости необходимо не только заранее спрогнозировать результат, но также определить погрешность этого расчета [12]. Одним из основных принципов, обеспечивающих большую точность расчётов в построении суррогатной модели, является удаление из набора лишних или избыточных параметров [9]. В частности, задачи снижения размерности [6] не только существенно упрощают подсчеты, но также позволяют суррогатной модели удовлетворять требуемым условиям [7]. Также практикуют способ снижения размерности при наличии предикатов (объясняющих параметров) [8].

Для определенных сфер, где необходимо построить модель, дающую наиболее точную информацию, необходимо построить несколько аппроксимирующих зависимостей. Таким образом, окончательная процедура аппроксимации будет включать классификатор, определяющий, какой частный аппроксиматор необходимо принять для заданной входной переменной [1].

Некоторые частные случаи построения суррогатных моделей также рассмотрены в работах [13-18]. Суррогатное моделирование эффективно применяется даже для особо сложных процессов, так, например, для воссоздания модели неоднородной турбулентности [19].

3. Методы построения суррогатных моделей

Сегодня одним из наиболее простых и распространённых методов построения суррогатной модели является кригинг. В работе [23] авторы предлагают эффективный метод анализа надежности на основе его усовершенствованной модели.

В работе [24] предлагается метод многоцелевой оптимизации, предполагающий использование метода кригинга суррогатных моделей для обеспечения быстрых решений в проектировании VPSA-систем (систем предотвращения пожара).

В статье [25] рассматривается кригинг-подход, основанный на выборке значений для оценки вероятности редких событий. В исследовании [26] данный метод используется для проблем структурной надежности.

Zhaoyan L. с соавторами [27] предлагают новую “функцию H” на основе информационной энтропии для рассматриваемого метода. Эта функция может помочь определить точки, сосредоточенные в непосредственной близости от исполнительской функции, чтобы эффективно обновлять мета-модель.

Применение усовершенствованных вариаций кригинга описано также в работах [28,29, 31, 32].

V. Echard и др. [30] изучают объединение Кригинга и метода Монте-Карло. Метод Монте-Карло — это общее название группы численных методов, основанных на получении большого числа реализаций стохастического (случайного) процесса, который формируется таким образом, чтобы его вероятностные характеристики совпадали с аналогичными величинами решаемой задачи.

Marrel A. [35] предлагает методологию, сочетающую в себе несколько передовых статистических методов для того, чтобы выполнить глобальный анализ чувствительности (GSA) TIB-симулятора.

Моделирование технических систем с сетевыми элементами является адекватным подходом, однако, сложным и трудоемким, если выполняется вручную. Исследование [37] показывает, что в процессе мета-моделирования количество выявленных параметров меньше, по сравнению с сетевой моделью, поведение системы является более точным. Демонстрируется применение принтера Брайля с электромагнитным приводом, сопоставлены результаты сетевой и суррогатной модели. Использование мета-моделей позволяет вычислительно произвести процедуры оптимизации и тестирования, например, процедуру оптимизации, которая удовлетворяет требованиям надежности.

Немаловажную роль играет использование метода, основанного на синергии методов предметной области и когнитивных технологий [10]. Можно построить аппроксимацию и методом разложения на параметрические функции [11].

Не менее распространённым методом суррогатного моделирования является применение нейронных сетей [45]. Их используют во многих областях в настоящее время. Они стали многофункциональной полноценной вычислительной методикой с хорошо проработанной теоретической базой и большим потенциалом.

Подробное руководство для построения суррогатных моделей представлено в [46].

4. Применение суррогатных моделей

Сама методология построения суррогатной модели представлена в работе [9] и проиллюстрирована на примере задачи минимизации веса обшивки корпуса самолета при заданных ограничениях на факторы прочности.

В статье [34] исследуется применение кригинга в машиностроении и проверяется его надежность.

Интегрированный способ оптимизации может быть использован для точного и эффективного дизайна лопасти ротора с повышенными аэродинамическими характеристиками и уменьшением RSC [36].

Суррогатное моделирование также успешно применяется в таких областях как электротехника [38], нефтяное дело [39,40], водное хозяйство [41], военное дело [42], машиностроение [43] и химическая отрасль [44].

Незаменимо применение суррогатных моделей и в строительстве. В статье [20] сообщают о стратегии оптимизации аэродинамической формы для выявления оптимальной формы уникальных гражданских сооружений, таких как высотные здания и большепролетные мосты, которые окружены турбулентным потоком.

Суррогатная модель для расчета грунтовых вод была построена с использованием метода регрессии кригинга [33]. Данная модель была создана для поиска оптимальной схемы использования подземных вод, используя при построении минимальную среднюю просадку грунтовых вод и минимальную стоимость эксплуатации подземных вод в качестве многоцелевой функции.

В статье [21-22] авторы используют многокритериальный анализ оптимизации при строительстве зданий.

5. Пример суррогатного моделирования

Рассматривается процесс построения суррогатной модели на примере простой функции. задается функция $y(x) = \cos(x)$ на отрезке $[0; 10]$. График ее изображен на Рисунке 1.

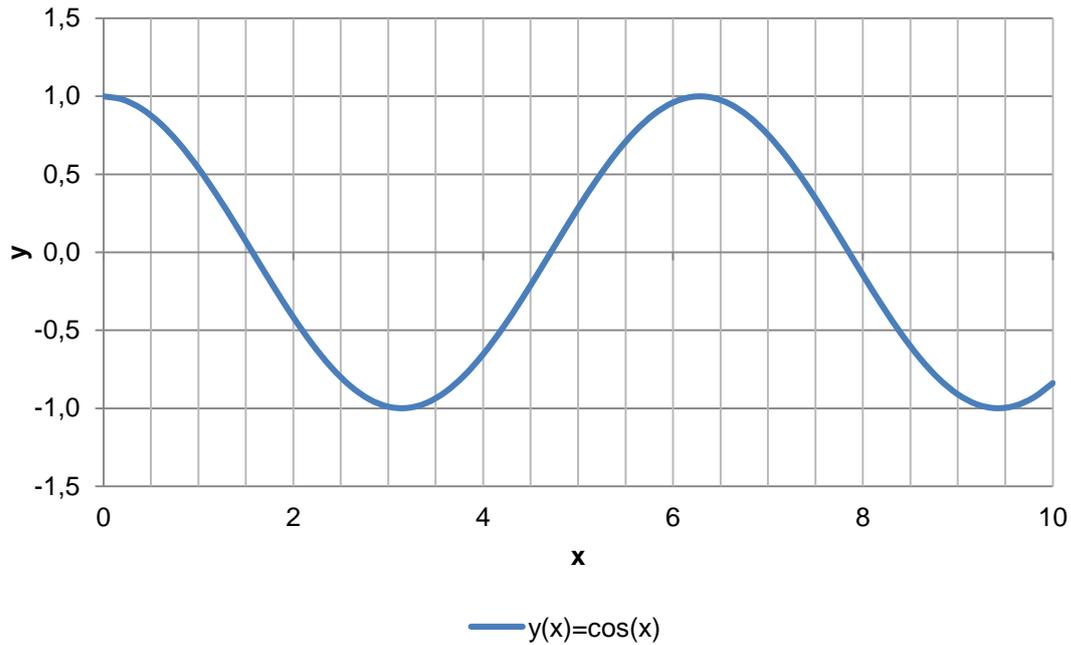


Рисунок 1. График функции $y(x)=\cos(x)$.

В данном случае функция $y(x)$ представляет собой функцию одной переменной и однозначно определяется на всем протяжении заданного отрезка. Например, можно легко определить ее значение в точке $x_0 = 4.5$:

$$y(x_0) = \cos(4.5) \approx -0.21.$$

Однако в большинстве инженерных задач часто случается так, что исходная функция, как правило, неизвестна или очень сложна и трудоемка для ее непосредственного использования для определения значений в требуемых точках. Для имитации подобной функции с помощью MATLAB добавим «шум» к нашей исходной функции. График данной функции представлен на Рисунке 2.

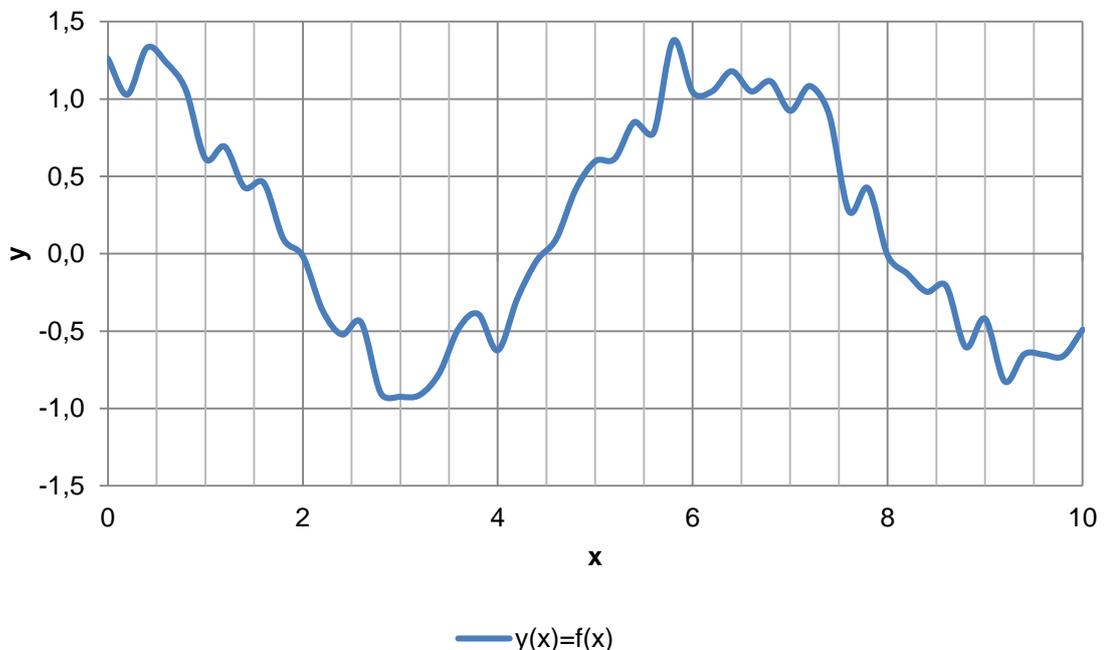


Рисунок 2. График функции $y(x)=\cos(x)$ с шумами.

График этой функции визуально похож на график предыдущей, однако отличается от него наличием отклонений (шумов). Поскольку шум является случайной (рандомной) величиной, то получить точную зависимость значений функции $y(x)$ от переменной x уже невозможно. Например, определить значение функции в точке $x_0 = 4.5$ можно, разве что, приближенно по графику функции. Таким образом, истинная

зависимость $y(x) = f(x)$ представляет собой некий «черный ящик», обойти который и является целью построения суррогатной модели.

Кроме того, в инженерной практике, как правило, искомые функции являются не непрерывными, а дискретными, т.е. определены лишь в некоторых точках интересующего диапазона. В таких случаях задача определения значений функции в интересующих инженера точках становится еще более актуальной. Представим, что исследуемая нами функция определена на интересующем нас отрезке $[0; 10]$ в точках с шагом 0.2 (Рисунок 3).

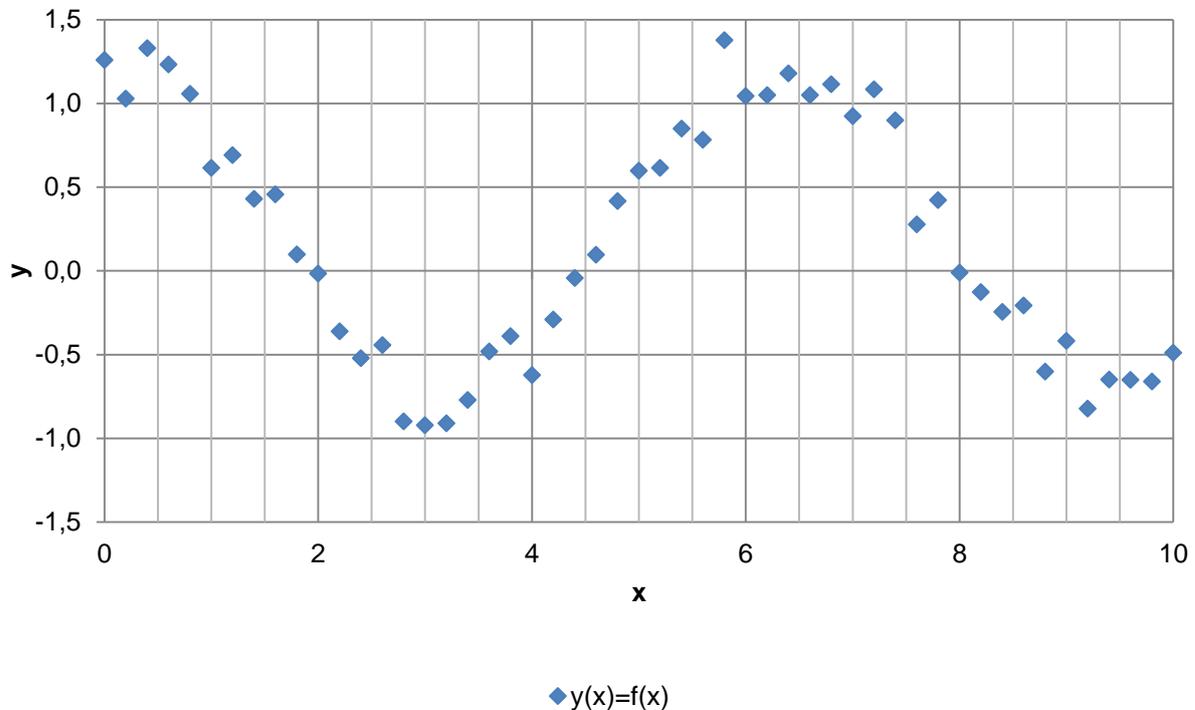


Рисунок 3. График дискретной функции $y(x)=\cos(x)$ с шумами.

Определить значение функции в точке $x_0 = 4.5$ становится проблематично уже даже по графику (если быть точным, это уже не график, а множество точек), не говоря уже о реальных инженерных задачах, в которых число переменных намного больше и построить график функции одновременно для всех переменных (да еще и дискретных) просто невозможно.

Именно для решения подобных задач и применяется суррогатное моделирование. Например, для данной функции $y(x) = f(x)$ должна быть построена суррогатная модель. Для начала, стоит определиться с понятием «базовые точки». Пусть множество точек X вместе с соответствующими им значениями функции $y(x) = f(x)$ называются базовыми (опорными) точками. Именно множество базовых точек является входными параметрами для построения любой суррогатной модели.

В процессе суррогатного моделирования основной задачей инженера является подбор новой функции $y(x) = g(x)$ и использование ее вместо исходной функции $y(x) = f(x)$ [47]. Именно поэтому новая функция называется суррогатной, а сам процесс – суррогатным моделированием. Использование новой функции оправдано в тех случаях, когда искомую функцию установить не удастся, либо новая функция является более простой в применении и требует меньше времени и вычислительных мощностей.

Базовые точки определяются, как правило, в результате экспериментов, либо в результате трудоемкого конечноэлементного моделирования. В нашем случае для создания базовых точек применялась среда MATLAB. На основе данных базовых точек и определяется новая функция $y(x) = g(x)$.

Не вдаваясь в детали процесса, должна быть построена для нашей функции $y(x) = f(x)$ суррогатная модель при помощи пакета DACE для MATLAB[48]. Этот пакет реализует метод кригинга. График этой модели вместе с множеством базовых точек изображен на Рисунке 4.

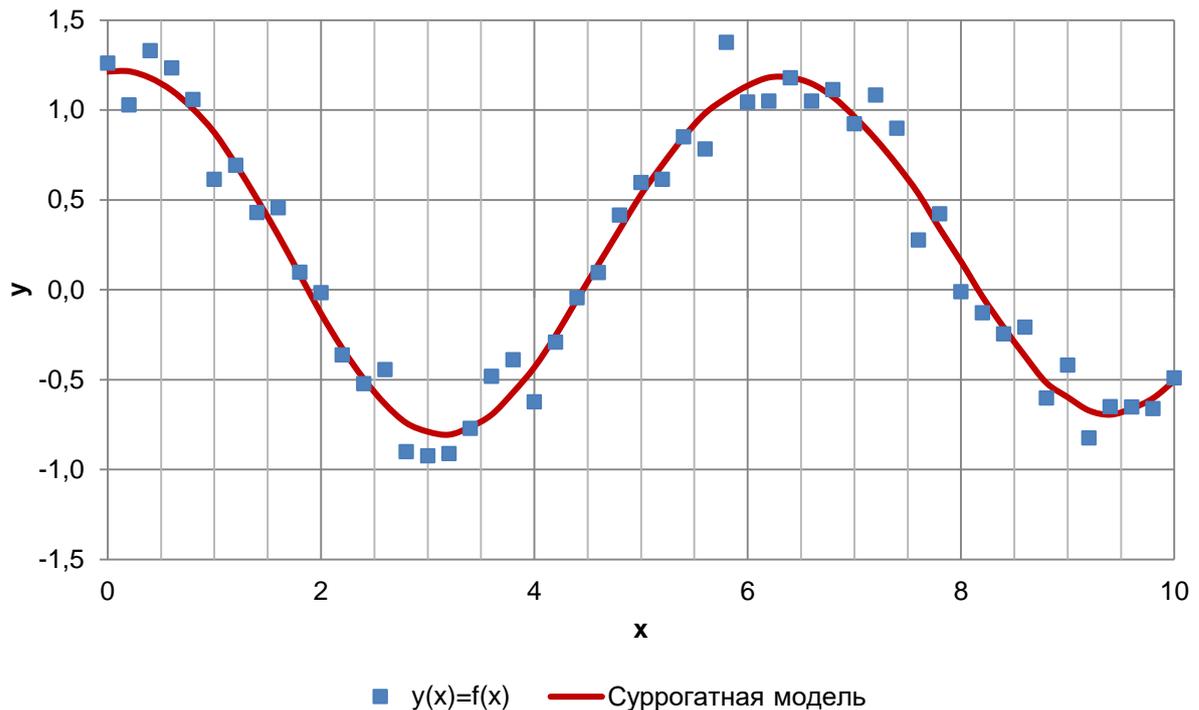


Рисунок 4. Множество точек $y(x)=f(x)$ и соответствующая им суррогатная модель $g(x)$.

Как видим, в результате суррогатного моделирования для множества исходных (базовых) точек удалось подобрать новую функцию, которая хорошо аппроксимирует исходную. Благодаря этой функции можно с легкостью определить значение функции в произвольной точке данного отрезка, например в точке $x_0 = 4.5$:

$$y(x_0) \approx g(x_0) = g(4.5) \approx -0.12.$$

Стоит отметить, что любая суррогатная модель пригодна для использования лишь настолько, насколько она удовлетворяет условиям точности в каждой конкретной инженерной задаче. Для оценки точности суррогатных моделей существует множество параметров, таких как коэффициент детерминации (R^2), среднеквадратическое отклонение (σ), относительная погрешность и т.п.

На сегодняшний день существует множество методов построения суррогатных моделей: кригинг, нейронные сети и т.д., а также целый ряд программного обеспечения для каждого из этих методов. В частности, суррогатную модель к данной задаче могла бы быть построена с помощью MS Excel, добавлением линии тренда на график исходной функции или применением надстройки «Поиск решения». Однако функционал данной программы сильно ограничен лишь простыми случаями и для решения массивных инженерных задач с большим количеством переменных он вряд ли подходит.

Во многих задачах аэродинамики [47,49,52] (например, в задаче оптимизации формы крыла самолета) число независимых переменных может достигать 60, каждая из которых меняется в своем определенном диапазоне. Аналитические решения подобных задач не всегда возможны, а компьютерное моделирование очень трудоемко. Именно в таких случаях применение суррогатного моделирования является наиболее целесообразным.

6. Суррогатное моделирование в строительстве

На сегодняшний день ситуация в строительстве такова, что помимо требований прочности и жесткости к строительным конструкциям применяются также и очень жесткие требования экономичности. В условиях высокой конкуренции проектные решения, попадающие на строительный рынок, обязаны отвечать критериям рациональности и эффективности. В связи с этим особенно актуальной сегодня становится проблема оптимизации строительных конструкций [53–62].

В статье [63] рассматривается отдельная ветвь суррогатного моделирования для устройства узловых соединений. Анализ технологии производства ферм, синтезированных только на основе минимума массы стержней, показал, что некоторые такие объекты нерационально применять из-за большого расхода материала и значительных затрат труда, требуемого для устройства узлов (сварки), удорожания конструкции ввиду увеличения отходов металла. В статье описан процесс построения генетического алгоритма параметрической оптимизации ферм с возможностью учета стоимости устройства узловых соединений.

Использование процессов моделирования проиллюстрировано в работе [64] путем проведения исследования двух зданий — частного дома и супермаркета на предмет использования параметрического моделирования для достижения оптимальных показателей параметров от различной вариации дизайна.

Одной из интересных задач данной области является задача оптимизации стальных ферм из труб квадратного сечения со сварными узлами (Рисунок 5) [65]. Оптимизируемыми величинами в данном случае являются такие параметры как вес ферм и трудозатраты на их производство.

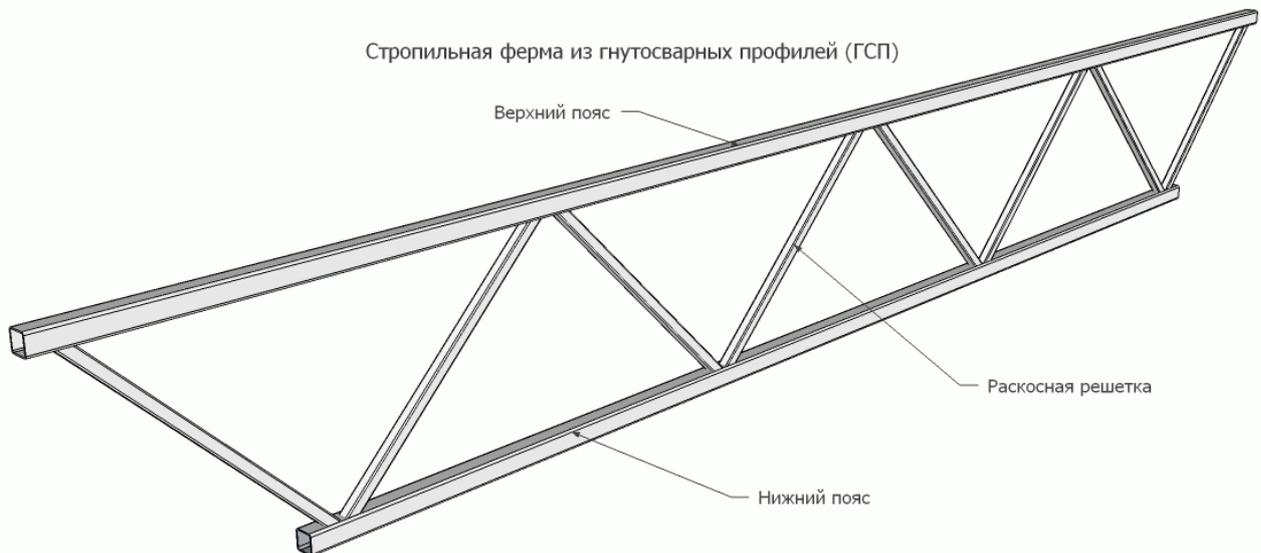
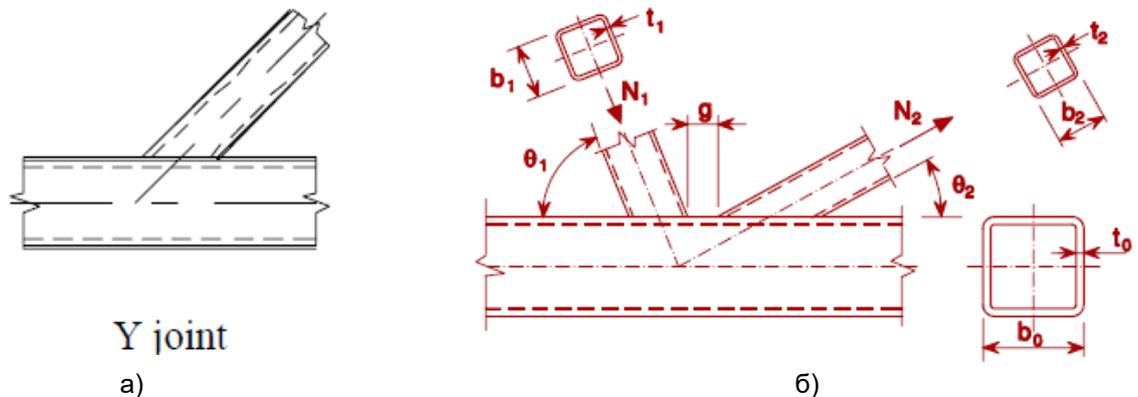


Рисунок 5. Стальная ферма из труб квадратного сечения со сварными узлами.

Наиболее важным элементом подобных ферм являются узлы, которые для подобных ферм рассматриваются как узлы конечной жесткости. Отправной точкой оптимизации таких ферм является определение жесткости их узлов. Самый простой случай такого узла (Y-узел) представлен на Рисунке 6а.



Y joint

а)

б)

Рисунок 6. Y-узел: а) схема; б) входные характеристики.

На сегодняшний день аналитическое решение определения жесткости такого узла существует лишь для случая перпендикулярного примыкания раскоса к нижнему поясу фермы [66,67]. Для случаев с произвольным углом наклона раскоса подобных норм для расчета нет. Экспериментально сконструировать и протестировать большое количество узлов также не предоставляется возможным ввиду большой дороговизны материалов и работ. Подобное состояние дел заставляет инженера обратиться к компьютерному анализу для расчета жесткости подобных узлов. Рассмотрена задача расчета трудозатрат на моделирование всех возможных случаев конструкции такого узла.

В данной задаче искомой функцией является жесткость узла, а входными параметрами являются 5 независимых переменных (Рисунок 6б):

- b_0 – высота сечения пояса;
- t_0 – толщина сечения пояса;
- b_1 – высота сечения раскоса;

- t_1 – толщина сечения раскоса;
- ϑ_1 – угол наклона раскоса к горизонтальной плоскости.

Каждая из этих величин меняется в своем определенном диапазоне, который определяется в соответствии с условиями задачи. В частности, геометрические характеристики сечений пояса и раскоса определяются согласно сортаменту производителя:

$$b_0, b_1 = \{100; 110; 120; 140; 150; 160; 180; 200; 220; 250; 260; 300\} \text{ мм.}$$

Кроме того, соотношение b_0/b_1 лежит в пределе: $0.25 < \frac{b_1}{b_0} < 0.85$.

Угол наклона раскоса определяется исходя из условий возможности осуществления сварки: $30^\circ < \theta_1 < 90^\circ$.

Исходя из данных ограничений, можно примерно рассчитать количество всех возможных комбинаций значений этих данных переменных. Оно определяется простым перемножением возможных значений для каждого параметра. Для высоты сечения пояса возможно 12 целочисленных значений. Согласно каталогу каждому сечению пояса соответствует примерно 6 значений толщины стали. Из ограничения $0.25 < \frac{b_1}{b_0} < 0.85$ следует, что каждой высоте пояса соответствует примерно 8 сечений раскосов, которые также имеют по 6 значений толщины. Из условия $30^\circ < \varphi < 90^\circ$ с шагом в один градус доступен 61 угол наклона.

Эти числа перемножаются, и вычисляется примерное число комбинаций значений переменных: $N = 12 \cdot 6 \cdot 8 \cdot 6 \cdot 61 = 210816$ комбинаций! Если учесть, что на моделирование каждой комбинации в современном конечноэлементном расчетном комплексе уходит минимум 15 минут (а, как правило, больше), то на моделирование всех комбинаций одному человеку потребуется 52704 часа, или 6588 рабочих дней, что соответствует почти 30 годам работы! Ввиду таких больших трудозатрат на моделирование, наиболее рациональным способом решения задачи является построением суррогатной модели на основе данных моделирования лишь ограниченного числа базовых точек.

7. Заключение

Исходя из рассмотренных публикаций, можно сделать вывод, что суррогатное моделирование стало весьма актуальным в последнее десятилетие, ввиду мощных программных комплексов, позволяющих выполнить трудоемкие расчеты. Оно используется во всех областях науки: от медицины до машиностроения, позволяя произвести более точные вычисления, отвечающие всем параметрам надежности, и создать более легкую, более быструю, более экономичную модель, одним словом, оптимизированную. Такое направление моделирования аналитической модели весьма распространено за рубежом, где успешно применяется данная технология. Однако в России подобные исследования стали проводиться относительно недавно. Суррогатное моделирование в строительстве является новой темой, достойной более подробного изучения, открывающей широкие перспективы оптимизации строительных конструкций. Оптимизация, например, несущей стальной фермы, позволит облегчить каркас, не снижая при этом как ее прочностных характеристик, так и несущей способности.

Литература

- [1]. Приходько П. В. Применение методов агрегации экспертов и регрессии на основе гауссовских процессов для построения метамоделей: диссертация. Кандидат физико-математических наук. Москва. 2013. С. 1-26.
- [2]. Бурнаев Е. В., Панов М., Кононенко Д., Коноваленко И. Сравнительный анализ процедур оптимизации на основе гауссовских процессов [Электронный ресурс]. Систем. требования: AdobeAcrobatReader. URL: <http://itas2012.iitp.ru/pdf/1569602385.pdf> (дата обращения: 04.11.2015).
- [3]. Бернштейн А. В. Интеллектуальный анализ данных в теории надежности [Электронный ресурс]. Систем. требования: AdobeAcrobatReader. URL: http://mmr.gubkin.ru/uploads/submitted_papers/bernstein%20.pdf (дата обращения: 04.11.15).
- [4]. Бурнаев Е. В., Зайцев А.А. Суррогатное моделирование разноточных данных в случае выборок большого размера // Информационные процессы. Том 15. № 1.2015. С. 97–109.
- [5]. Бернштейн А. В., Бурнаев Е. В., Ерофеев П. Д. Экспериментальное сравнение подходов к задаче моделирования многообразий // Труды 55-й научной конференции МФТИ. Том 1. (Управление и прикладная математика). Москва. : Изд-во МФТИ, 2012. С. 98.
- [6]. Бернштейн А. В., Кулешов А. П. Когнитивные технологии в проблеме снижения размерности описания геометрических объектов // ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ И ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ. 2008. №2/4. С. 6-19.
- [7]. Ялалетдинов А. Д., Чепыжов В. В., Чернова С. С. Применение процедур снижения размерности к суррогатной модели аэродинамики крыла самолета в задачах оптимизации [Электронный ресурс]. Систем. требования: AdobeAcrobatReader. URL: <http://itas2011.iitp.ru/pdf/1569459067.pdf> (дата обращения: 04.11.15).
- [8]. Бернштейн А. В., Кулешов А. П. Снижение размерности при наличии предикатов // Информационные процессы. Том 8. №1. 2008. С. 47-57.
- [9]. Бурнаев Е. В., Приходько П. В. Методология построения суррогатных моделей для аппроксимации пространственно-неоднородных функций // Труды МФТИ. Том 5. №4. (Информатика, математика). Москва. : Изд-во МФТИ, 2013. С. 122-132.
- [10]. Кулешов А. П. Когнитивные технологии в адаптивных моделях сложных объектов // ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ И ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ. 2008. №2/4. С. 6-19
- [11]. Беляев М. Г., Бурнаев Е. В., Приходько П. В. Методика построения аппроксимации многомерной функции на основе разложения по словарю параметрических функций // Труды 53-й научной конференции МФТИ. (Секция проблем передачи и обработки информации). Москва. :Изд-во МФТИ, 2010. С. 101-102.
- [12]. Бурнаев Е. В., Панов М. Е. Об оценивании точности суррогатных моделей // Труды 53-й научной конференции МФТИ. (Секция проблем передачи и обработки информации). Москва. :Изд-во МФТИ, 2010. С. 105-106.
- [13]. Беляев М. Г. Учет особенностей дизайн эксперимента при решении задач аппроксимации в суррогатном моделировании [Электронный ресурс]. Систем. требования: AdobeAcrobatReader. URL: <http://itas2013.iitp.ru/disk/pdf/1569754979.pdf>(дата обращения: 04.11.15).
- [14]. Назаренко А. М. Эффективный алгоритм многокритериальной суррогатной оптимизации: выпускная квалификационная работа на степень магистра. Москва. 2013. С. 1-48.
- [15]. Бурнаев Е. В., Янович Ю. А. Построение гладких суррогатных моделей // Труды 53-й научной конференции МФТИ. (Секция проблем передачи и обработки информации). Москва. : Изд-во МФТИ, 2010. С. 103-104.
- [16]. Бурнаев Е. В., Ерофеев П., Зайцев А., Кононенко Д., Капушев Е. Суррогатное моделирование и оптимизация профиля крыла самолета на основе гауссовских процессов [Электронный ресурс]. Систем. требования: AdobeAcrobatReader. URL: <http://itas2012.iitp.ru/pdf/1569602325.pdf> (дата обращения: 04.11.2015).
- [17]. Корилов М.В., Сысоев И.В., Безручко Б.П. Оптимальный подбор параметров прогностических моделей в методе нелинейной причинности по Грэйнджеру в приложении к сигналам, характеризуемым хорошо выраженными временными масштабами //Ижевск: НИЦ «РХД». 2014. Том 10. № 3. С. 279-295.
- [18]. Корилов М.В., Сысоев И.В. Влияние выбора структуры модели на работоспособность метод нелинейной причинности по Грэйнджеру // Саратов: Изд-во СГУ. 2013. Том 21. № 2. С. 74-87.
- [19]. Enrica Bernardini, Seymour M.J. Spence, Daniel Wei, Ahsan Kareem. Aerodynamic shape optimization of civil structures: A CFD-enabled Kriging-based approach. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics. Vol. 44. 2015. Pp. 154-164.
- [20]. Kristo Mela, Teemu Tianen, Markku Heinisuo. (2012). Comparative study of multiple criteria decision making methods for building design. Advanced Engineering Informatics. Vol. 26. № 4. 2012. Pp. 716-726.
- [21]. Leigan Zhang, Zhenzhou Lu, Pan Wang. Efficient structural reliability analysis method based on advanced Kriging model. Applied Mathematical Modeling. Vol.39. Issue 2. 2015. Pp.781-793.

- [22]. Joakim Beck, Daniel Friedrich, Stefano Brandani, Eric S. Fraga. Multi-objective optimization using surrogate models for the design of VPSA system. *Computers and Chemical Engineering*. Vol. 82. Issue 2. 2015. Pp.318-329.
- [23]. Mathieu Balesdent, Jerome Morio, Julien Marzat. Kriging-based adaptive Importance Sampling algorithms for rare event estimation. *Structural Safety*. Vol. 44. 2013. Pp.1-10.
- [24]. Irfan Kaymaz. Application of kriging method to structural reliability problems. *Structural Safety*. Vol. 27. 2005. Pp.133-151.
- [25]. Zhaoyan Lv, Zhenzhou Lu, Pan Wang. A new learning function for Kriging and its applications to solve reliability problems in engineering. *Computers and Mathematics with Applications*. Vol. 70. Issue 5. 2015. Pp.1182-1197.
- [26]. David J.J. Toal. Some considerations regarding the use of multi-fidelity Kriging in the construction of surrogate models. *Structural and Multidisciplinary Optimization*. Vol. 51. Issue 6. 2015. Pp.1223-1245.
- [27]. Huachao Dong, Baowei Song, Peng Wang, Shuai Huang. Multi-fidelity information fusion based on prediction of kriging. *Structural and Multidisciplinary Optimization*. Vol. 51. Issue 6. 2015. Pp.1267-1280.
- [28]. Echard B., Gayton N., Lemaire M. AK-MCS: An active learning reliability method combining Kriging and Monte Carlo Simulation. *Structural Safety*. Vol. 33. 2011. Pp.145-154.
- [29]. Fauriat W., Gayton N. AK-SYS: An adaptation of the AK-MCS method for system reliability. *Reliability Engineering and System Safety*. Vol. 123. 2014. Pp.137-144.
- [30]. Xufeng Yang, Yongshou Liu, Yi Gao, Yishang Zhang, Zongzhan Gao. An active learning kriging model for hybrid reliability analysis with both random and interval variables. *Struct Multidisc Optim*.2015. No. 51. Pp. 1003-1016.
- [31]. Yongkai An, Wenxi Lu, Weiguo Cheng. Surrogate Model Application to the Identification of Optimal Groundwater Exploitation Scheme Based on Regression Kriging Method—A Case Study of Western Jilin Province. *International Journal of Environmental Research and Public Health*.2015. No. 12. Pp. 8897-8918.
- [32]. Zhaoyan Lv, Zhenzhou Lu, Pan Wang. A new learning function for Kriging and its applications to solve reliability problems in engineering. *Computers and Mathematics with Applications*.2015. No. 70. Pp. 1182-1197.
- [33]. Marrel A., Marie N., De Lozzo M. Advance surrogate model and sensitivity analysis methods for sodium fastreactor accident assessment. *Reliability Engineering and System Safety*.2015. No. 138. Pp. 232-241.
- [34]. Jiang Xiangwen, Zhao Qijun, Zhao Guoqing, Li Peng. Integrated optimization Analyses of aerodynamic/sheath characteristics of helicopter rotor based on surrogate model. *Chinese Journal of Aeronautics*.2015. No. 28(3). Pp. 737–748.
- [35]. The-Quan Pham, Alfred Kamusella, HolgerNeubert. Auto-Extraction of Modelica Code from Finite Element Analysis or Measurement Data [Web-recourse]. System requirements: AdobeAcrobatReader. URL: http://www.optiy.de/download/Pham_Modelica2011.pdf (date of access: 04.11.2015).
- [36]. Mustafa Berke Yelten, Ting Zhu, Slawomir Koziel, Paul D. Franzon and Michael B. Steer. Demystifying Surrogate Modeling for Circuits and Systems. *CIRCUITS AND SYSTEMS MAGAZINE*.2012. Pp. 45-63.
- [37]. Nestor V. Queiro, Salvador Pintos, Nestor Rincon, Nemrod Contresas, Juan Colmenares. Surrogate modeling-based optimization for the integration of static and dynamic data into a reservoir description. *JOURNAL OF PETROLEUM SCIENCE AND ENGINEERING*.2002. No. 35. Pp. 167-181.
- [38]. Nestor V. Queipo, Javier V. Goicochea, Salvador Pintos. (2002). Surrogate modeling-based optimization of SAGD processes. *Journal of Petroleum Science and Engineering*.2002. No. 35. pp. 83-93.
- [39]. Saman Razavi, Bryan A. Tolson, Donald H. Burn. Review of surrogate modeling in water resources. *WATER RESOURCE SRESEARCH*.2012. Vol. 48. Issue 7. 2012. Pp. 1-32.
- [40]. Васюта К.С., Формирование ответных имитационных помех радиотехническим системам с применением суррогатных сигналов // Харьков: Вид-во ХУПС ім. І. Кожедуба. 2013. Вып. 4 (111). С. 12-15.
- [41]. Amir Nobari, Huajiang Ouyang, Paul Bannister. Uncertainty quantification of squeal instability via surrogate modeling. *Mechanical Systems and Signal Processing*.2015. No. 60-61. Pp. 887-908.
- [42]. Anitha Mogilicharla, Prateek Mittal, Saptarshi Majumbar, Kishalay Mitra. Kriging surrogate based multi-objective optimization of bulk vinyl acetate polymerization with branching. *Materials and Manufacturing Processes*.2015. No. 30. Pp. 394-402.
- [43]. Judith E. Dayhoff, James M. DeLeo. Artificial Neural Networks. *CANCER Supplement*.2001. Vol. 91. Issue 8. Pp. 1615-1635.
- [44]. Mauri Laasonen, Teemu Tiainen, Antti Kurvinen, Markku Heinisio. Decision Making Pertaining to Sustainable Features of Building Design.
- [45]. Müller J. Surrogate Model Algorithms for Computationally Expensive Black-Box Global Optimization Problems. Tampere University of Technology. Publication 1092, 2012.
- [46]. Lophaven S.N., Søndergaard J., Nielsen H.B. DACE, A MATLAB Kriging Toolbox, Version 2.0, August 1. Technical University of Denmark, 2002. 1-28 p.

- [47]. Roux W.J., Stander N., Haftka R.T. Response surface approximations for structural optimization // *International Journal for Numerical Methods in Engineering*. 1998. Vol. 42, № 3. pp. 517–534.
- [48]. Jin R., Chen W., Simpson T.W. Comparative studies of metamodelling techniques under multiple modelling criteria // *Structural and Multidisciplinary Optimization*. 2001. Vol. 23, № 1. pp. 1–13.
- [49]. Queipo N. V., Haftka R.T., Shyy W., Goel T., Vaidyanathan R., Kevin Tucker P. Surrogate-based analysis and optimization // *Progress in Aerospace Sciences*. 2005. Vol. 41. pp. 1–28.
- [50]. Kleijnen J.P.C. Simulation experiments in practice: statistical design and regression analysis // *Journal of Simulation*. 2008. Vol. 2. pp. 19–27.
- [51]. Mukhopadhyay T., Dey T.K., Dey S., Chakrabarti A. Optimization of fiber reinforced polymer web core bridge deck – A hybrid approach // *Structural Engineering International*. 2015. Vol. 25, № 2. pp. 173–183.
- [52]. Yun G.J., Ghaboussi J., Elnashai A.S. Self-learning simulation method for inverse nonlinear modeling of cyclic behavior of connections // *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*. 2008. Vol. 197, № 33-40. pp. 2836–2857.
- [53]. Jadid M.N., Fairbairn D.R. Neural-network applications in predicting moment-curvature parameters from experimental data // *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 1996. Vol. 9, № 3. pp. 309–319.
- [54]. Anderson D., Hines E.L., Arthur S.J., Eiap E.L. Application of artificial neural networks to the prediction of minor axis steel connections // *Computers & Structures*. 1997. Vol. 63, № 4. pp. 685–692.
- [55]. Stavroulakis G.E., Avdelas A.V., Abdalla K.M., Panagiotopoulos P.D. A neural network approach to the modelling, calculation and identification of semi-rigid connections in steel structures // *Journal of Constructional Steel Research*. 1997. Vol. 44, № 1-2. pp. 91–105.
- [56]. De Lima L.R.O., Vellasco P.C.G. da S., De Andrade S.A.L., Da Silva J.G.S., Vellasco M.M.B.R. Neural networks assessment of beam-to-column joints // *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*. SciELO Brasil, 2005. Vol. 27, № 3. pp. 314–324.
- [57]. Guzelbey I.H., Cevik A., Gögüş M.T. Prediction of rotation capacity of wide flange beams using neural networks // *Journal of Constructional Steel Research*. 2006. Vol. 62, № 10. pp. 950–961.
- [58]. Pirmoz A., Gholizadeh S. Predicting of moment--rotation behavior of bolted connections using neural networks. 3rd national congress on civil engineering, 2007.
- [59]. Salajegheh E., Gholizadeh S., Pirmoz A. Self-organizing parallel back propagation neural networks for predicting the moment-rotation behavior of bolted connections // *Asian Journal of Civil Engineering*. 2008. Vol. 9, № 6. pp. 625–640.
- [60]. Kim J., Ghaboussi J., Elnashai A.S. Mechanical and informational modeling of steel beam-to-column connections // *Engineering Structures*. 2010. Vol. 32, № 2. pp. 449–458.
- [61]. Алексейцев А.В. Эволюционная оптимизация стальных ферм с учетом узловых соединений стержней // *Инфстрой*. 2013. № 5. С. 28-37.
- [62]. Grotmann D., Sedlacek G. Rotational stiffness of welded RHS beam-to-column joints. Cidect 5BB-8/98. RWTH Aachen, 1988.
- [63]. Díaz C., Victoria M., Querin O.M., Martí P. Optimum design of semi-rigid connections using metamodels // *Journal of Constructional Steel Research*. Elsevier Ltd, 2012. Vol. 78. pp. 97–106.
- [64]. Alexander Forrester, Andrés Sóbester, Andy Keane. John Wiley & Sons Ltd. Engineering design via surrogate modeling. A practical guide. 2008. 116p.
- [65]. European Committee for Standardisation (CEN). Eurocode 3. Design of steel structures, Part 1–8: Design of joints (EN 1993-1-8:2005). Brussels, 2005.

Surrogate modeling in construction

M.R. Garifullin¹, E.A. Naumova², O.V. Zhuvak³, A.V. Barabash⁴

Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, 29 Politechnicheskaya St., St. Petersburg, 195251, Russia

ARTICLE INFO

scientific article

doi:

Article history

Received 1 February 2016

Keywords

construction;
surrogate model;
kriging;
building;
approximation;
optimization of building construction;
steel truss;

ABSTRACT

Any structure must meet the technical requirements and still be optimal for the calculation. The aim of this article is to examine the surrogate modeling as a way to reduce labor costs in the calculation of the system, as well as the most accurate results, do not reduce the reliability parameters. The article deals with software systems that allow the calculations, examples of the use of surrogate modeling in various sectors and analysis of optimization of building structures such as steel trusses. Thus, surrogate modeling for the construction is a new and promising trend deserving more detailed study, opening up broad prospects optimization of various building structures.

Corresponding author:

1. +7(999)0346070, 273marcel@gmail.com (Marsel Rinatovich Garifullin, Graduate Student)
2. +7(921)5965574, Les95i@mail.ru (Elizaveta Alekseevna Naumova, Student)
3. +7(911)0961816, zhuvak2010@mail.ru (Oksana Vladimirovna Zhuvak, Student)
4. +7(963)3129679, aleksandra17au@yandex.ru (Aleksandra Victorovna Barabash, Student)

References

- [1]. Prikhodko P. V. Primeneniye metodov agregatsii ekspertov i regressii na osnove gaussovskikh protsessov dlya postroyeniya metamodeley: dissertatsiya. Kandidat fiziko-matematicheskikh nauk. Moskva. 2013. S. 1-26.
- [2]. Burnayev Ye. V., Panov M., Kononenko D., Konovalenko I. Sravnitelnyy analiz protsedur optimizatsii na osnove gaussovskikh protsessov [Elektronnyy resurs]. Sistem. trebovaniya: AdobeAcrobatReader. URL: <http://itas2012.iitp.ru/pdf/1569602385.pdf> (data obrashcheniya: 04.11.2015).
- [3]. Bernshteyn A. V. Intellektualnyy analiz dannykh v teorii nadezhnosti [Elektronnyy resurs]. Sistem.trebovaniya: AdobeAcrobatReader. URL: http://mmr.gubkin.ru/uploads/submitted_papers/bernstein%20.pdf (data obrashcheniya: 04.11.15).
- [4]. Burnayev Ye. V., Zaytsev A.A. Surrogatnoye modelirovaniye raznotochnykh dannykh v sluchaye vyborok bolshogo razmera // Informatsionnyye protsessy. Tom 15. № 1.2015. S. 97–109.
- [5]. Bernshteyn A. V., Burnayev Ye. V., Yerofeyev P. D. Eksperimentalnoye sravneniye podkhodov k zadache modelirovaniya mnogoobraziy // Trudy 55-y nauchnoy konferentsii MFTI. Tom 1. (Upravleniye i prikladnaya matematika). Moskva. : Izd-vo MFTI, 2012. S. 98.
- [6]. Bernshteyn A. V., Kuleshov A. P. Kognitivnyye tekhnologii v probleme snizheniya razmernosti opisaniya geometricheskikh obyektov // INFORMATSIONNYE TEKhnOLOGII I VYChISLITELNYE SISTEMY. 2008. №2/4. S. 6-19.
- [7]. Yalaletdinov A. D., Chepyzhov V. V., Chernova S. S. Primeneniye protsedur snizheniya razmernosti k surrogatnoy modeli aerodinamiki kryla samoleta v zadachakh optimizatsii [Elektronnyy resurs]. Sistem. trebovaniya: AdobeAcrobatReader. URL: <http://itas2011.iitp.ru/pdf/1569459067.pdf> (data obrashcheniya: 04.11.15).
- [8]. Bernshteyn A. V., Kuleshov A. P. Snizheniye razmernosti pri nalichii predikatov // Informatsionnyye protsessy. Tom 8. №1. 2008. S. 47-57.
- [9]. Burnayev Ye. V., Prikhodko P. V. Metodologiya postroyeniya surrogatnykh modeley dlya approksimatsii prostranstvenno-neodnorodnykh funktsiy // Trudy MFTI. Tom 5. №4. (Informatika, matematika). Moskva. : Izd-vo MFTI, 2013. S. 122-132.
- [10]. Kuleshov A. P. Kognitivnyye tekhnologii v adaptivnykh modelyakh slozhnykh obyektov // INFORMATSIONNYE TEKhnOLOGII I VYChISLITELNYE SISTEMY. 2008. №2/4. S. 6-19
- [11]. Belyayev M. G., Burnayev Ye. V., Prikhodko P. V. Metodika postroyeniya approksimatsii mnogomernoy funktsii na osnove razlozheniya po slovaryu parametricheskikh funktsiy // Trudy 53-y nauchnoy konferentsii MFTI. (Sektsiya problem peredachi i obrabotki informatsii). Moskva. :Izd-vo MFTI, 2010. S. 101-102.
- [12]. Burnayev Ye. V., Panov M. Ye. Ob otsenivanii tochnosti surrogatnykh modeley // Trudy 53-y nauchnoy konferentsii MFTI. (Sektsiya problem peredachi i obrabotki informatsii). Moskva. :Izd-vo MFTI, 2010. S. 105-106.
- [13]. Belyayev M. G. Uchet osobennostey dizayn eksperimenta pri reshenii zadach approksimatsii v surrogatnom modelirovanii [Elektronnyy resurs]. Sistem.trebovaniya: AdobeAcrobatReader. URL: <http://itas2013.iitp.ru/disk/pdf/1569754979.pdf>(data obrashcheniya: 04.11.15).
- [14]. Nazarenko A. M. Effektivnyy algoritm mnogokriterialnoy surrogatnoy optimizatsii: vypusknaya kvalifikatsionnaya rabota na stepen magistra. Moskva. 2013. S. 1-48.
- [15]. Burnayev Ye. V., Yanovich Yu. A. Postroyeniye gladkikh surrogatnykh modeley // Trudy 53-y nauchnoy konferentsii MFTI. (Sektsiya problem peredachi i obrabotki informatsii). Moskva. : Izd-vo MFTI, 2010. S. 103-104.
- [16]. Burnayev Ye. V., Yerofeyev P., Zaytsev A., Kononenko D., Kapushev Ye. Surrogatnoye modelirovaniye i optimizatsiya profilya kryla samoleta na osnove gaussovskikh protsessov [Elektronnyy resurs]. Sistem.trebovaniya: AdobeAcrobatReader. URL: <http://itas2012.iitp.ru/pdf/1569602325.pdf> (data obrashcheniya: 04.11.2015).
- [17]. Korilov M.V., Sysoyev I.V., Bezruchko B.P. Optimalnyy podbor parametrov prognosticheskikh modeley v metode nelineynoy prichinnosti po Greyndzheru v prilozhenii k signalam, kharakterizuyemyimi khorosho vyrazhennymi vremennymi masshtabami //Izhevsk: NITs «RKhD». 2014. Tom 10. № 3. S. 279-295.
- [18]. Kornilov M.V., Sysoyev I.V. Vliyaniye vybora struktury modeli na rabotosposobnost metod nelineynoy prichinnosti po Greyndzheru // Saratov: Izd-vo SGU. 2013. Tom 21. № 2. S. 74-87.
- [19]. Enrica Bernardini, Seymour M.J. Spence, Daniel Wei, Ahsan Kareem. Aerodynamic shape optimization of civil structures: A CFD-enabled Kriging-based approach. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics. Vol. 44. 2015. Pp. 154-164.
- [20]. Kristo Mela, Teemu Tianen, Markku Heinisuo. (2012). Comparative study of multiple criteria decision making methods for building design. Advanced Engineering Informatics. Vol. 26. № 4. 2012. Pp. 716-726.
- [21]. Leigan Zhang, Zhenzhou Lu, Pan Wang. Efficient structural reliability analysis method based on advanced Kriging model. Applied Mathematical Modeling. Vol.39. Issue 2. 2015. Pp.781-793.
- [22]. Joakim Beck, Daniel Friedrich, Stefano Brandani, Eric S. Fraga. Multi-objective optimization using surrogate models for the design of VPSA system. Computers and Chemical Engineering. Vol. 82. Issue 2. 2015. Pp.318-329.

- [23]. Mathieu Balesdent, Jerome Morio, Julien Marzat. Kriging-based adaptive Importance Sampling algorithms for rare event estimation. *Structural Safety*. Vol. 44. 2013. Pp.1-10.
- [24]. Irfan Kaymaz. Application of kriging method to structural reliability problems. *Structural Safety*. Vol. 27. 2005. Pp.133-151.
- [25]. Zhaoyan Lv, Zhenzhou Lu, Pan Wang. A new learning function for Kriging and its applications to solve reliability problems in engineering. *Computers and Mathematics with Applications*. Vol. 70. Issue 5. 2015. Pp.1182-1197.
- [26]. David J.J. Toal. Some considerations regarding the use of multi-fidelity Kriging in the construction of surrogate models. *Structural and Multidisciplinary Optimization*. Vol. 51. Issue 6. 2015. Pp.1223-1245.
- [27]. Huachao Dong, Baowei Song, Peng Wang, Shuai Huang. Multi-fidelity information fusion based on prediction of kriging. *Structural and Multidisciplinary Optimization*. Vol. 51. Issue 6. 2015. Pp.1267-1280.
- [28]. Echard B., Gayton N., Lemaire M. AK-MCS: An active learning reliability method combining Kriging and Monte Carlo Simulation. *Structural Safety*. Vol. 33. 2011. Pp.145-154.
- [29]. Fauriat W., Gayton N. AK-SYS: An adaptation of the AK-MCS method for system reliability. *Reliability Engineering and System Safety*. Vol. 123. 2014. Pp.137-144.
- [30]. Xufeng Yang, Yongshou Liu, Yi Gao, Yishang Zhang, Zongzhan Gao. An active learning kriging model for hybrid reliability analysis with both random and interval variables. *Struct Multidisc Optim*.2015. No. 51. Pp. 1003-1016.
- [31]. Yongkai An, Wenxi Lu, Weiguo Cheng. Surrogate Model Application to the Identification of Optimal Groundwater Exploitation Scheme Based on Regression Kriging Method—A Case Study of Western Jilin Province. *International Journal of Environmental Research and Public Health*.2015. No. 12. Pp. 8897-8918.
- [32]. Zhaoyan Lv, Zhenzhou Lu, Pan Wang. A new learning function for Kriging and its applications to solve reliability problems in engineering. *Computers and Mathematics with Applications*.2015. No. 70. Pp. 1182-1197.
- [33]. Marrel A., Marie N., De Lozzo M. Advance surrogate model and sensitivity analysis methods for sodium fastreactor accident assessment. *Reliability Engineering and System Safety*.2015. No. 138. Pp. 232-241.
- [34]. Jiang Xiangwen, Zhao Qijun, Zhao Guoqing, Li Peng. Integrated optimization Analyses of aerodynamic/sheath characteristics of helicopter rotor based on surrogate model. *Chinese Journal of Aeronautics*.2015. No. 28(3). Pp. 737–748.
- [35]. The-Quan Pham, Alfred Kamusella, HolgerNeubert. Auto-Extraction of Modelica Code from Finite Element Analysis or Measurement Data [Web-recourse]. System requirements: AdobeAcrobatReader. URL: http://www.optiy.de/download/Pham_Modelica2011.pdf (date of access: 04.11.2015).
- [36]. Mustafa Berke Yelten, Ting Zhu, Slawomir Koziel, Paul D. Franzon and Michael B. Steer. Demystifying Surrogate Modeling for Circuits and Systems. *CIRCUITS AND SYSTEMS MAGAZINE*.2012. Pp. 45-63.
- [37]. Nestor V. Queiro, Salvador Pintos, Nestor Rincon, Nemrod Contresas, Juan Colmenares. Surrogate modeling-based optimization for the integration of static and dynamic data into a reservoir description. *JOURNAL OF PETROLEUM SCIENCE AND ENGINEERING*.2002. No. 35. Pp. 167-181.
- [38]. Nestor V. Queipo, Javier V. Goicochea, Salvador Pintos. (2002). Surrogate modeling-based optimization of SAGD processes. *Journal of Petroleum Science and Engineering*.2002. No. 35. pp. 83-93.
- [39]. Saman Razavi, Bryan A. Tolson, Donald H. Burn. Review of surrogate modeling in water resources. *WATER RESOURCE SRESEARCH*.2012. Vol. 48. Issue 7. 2012. Pp. 1-32.
- [40]. Vasyuta K.S., Formirovaniye otvetnykh imitatsionnykh pomekh radiotekhnicheskim sistemam s primeneniym surrogatnykh signalov // Kharkov: Vid-vo KhUPS im. I. Kozheduba. 2013. Vyp. 4 (111). S. 12-15.
- [41]. Amir Nobari, Huajiang Ouyang, Paul Bannister. Uncertainty quantification of squeal instability via surrogate modeling. *Mechanical Systems and Signal Processing*.2015. No. 60-61. Pp. 887-908.
- [42]. Anitha Mogilicharla, Prateek Mittal, Saptarshi Majumbar, Kishalay Mitra. Kriging surrogate based multi-objective optimization of bulk vinyl acetate polymerization with branching. *Materials and Manufacturing Processes*.2015. No. 30. Pp. 394-402.
- [43]. Judith E. Dayhoff, James M. DeLeo. Artificial Neural Networks. *CANCER Supplement*.2001. Vol. 91. Issue 8. Pp. 1615-1635.
- [44]. Mauri Laasonen, Teemu Tiainen, Antti Kurvinen, Markku Heinisio. Decision Making Pertaining to Sustainable Features of Building Design.
- [45]. Müller J. Surrogate Model Algorithms for Computationally Expensive Black-Box Global Optimization Problems. Tampere University of Technology. Publication 1092, 2012.
- [46]. Lophaven S.N., Søndergaard J., Nielsen H.B. DACE, A MATLAB Kriging Toolbox, Version 2.0, August 1. Technical University of Denmark, 2002. 1-28 p.
- [47]. Roux W.J., Stander N., Haftka R.T. Response surface approximations for structural optimization // *International Journal for Numerical Methods in Engineering*. 1998. Vol. 42, № 3. pp. 517–534.

- [48]. Jin R., Chen W., Simpson T.W. Comparative studies of metamodelling techniques under multiple modelling criteria // Structural and Multidisciplinary Optimization. 2001. Vol. 23, № 1. pp. 1–13.
- [49]. Queipo N. V., Haftka R.T., Shyy W., Goel T., Vaidyanathan R., Kevin Tucker P. Surrogate-based analysis and optimization // Progress in Aerospace Sciences. 2005. Vol. 41. pp. 1–28.
- [50]. Kleijnen J.P.C. Simulation experiments in practice: statistical design and regression analysis // Journal of Simulation. 2008. Vol. 2. pp. 19–27.
- [51]. Mukhopadhyay T., Dey T.K., Dey S., Chakrabarti A. Optimization of fiber reinforced polymer web core bridge deck – A hybrid approach // Structural Engineering International. 2015. Vol. 25, № 2. pp. 173–183.
- [52]. Yun G.J., Ghaboussi J., Elnashai A.S. Self-learning simulation method for inverse nonlinear modeling of cyclic behavior of connections // Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering. 2008. Vol. 197, № 33-40. pp. 2836–2857.
- [53]. Jadid M.N., Fairbairn D.R. Neural-network applications in predicting moment-curvature parameters from experimental data // Engineering Applications of Artificial Intelligence. 1996. Vol. 9, № 3. pp. 309–319.
- [54]. Anderson D., Hines E.L., Arthur S.J., Eiap E.L. Application of artificial neural networks to the prediction of minor axis steel connections // Computers & Structures. 1997. Vol. 63, № 4. pp. 685–692.
- [55]. Stavroulakis G.E., Avdelas A.V., Abdalla K.M., Panagiotopoulos P.D. A neural network approach to the modelling, calculation and identification of semi-rigid connections in steel structures // Journal of Constructional Steel Research. 1997. Vol. 44, № 1-2. pp. 91–105.
- [56]. De Lima L.R.O., Vellasco P.C.G. da S., De Andrade S.A.L., Da Silva J.G.S., Vellasco M.M.B.R. Neural networks assessment of beam-to-column joints // Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering. SciELO Brasil, 2005. Vol. 27, № 3. pp. 314–324.
- [57]. Guzelbey I.H., Cevik A., Gögüş M.T. Prediction of rotation capacity of wide flange beams using neural networks // Journal of Constructional Steel Research. 2006. Vol. 62, № 10. pp. 950–961.
- [58]. Pirmoz A., Gholizadeh S. Predicting of moment–rotation behavior of bolted connections using neural networks. 3rd national congress on civil engineering, 2007.
- [59]. Salajegheh E., Gholizadeh S., Pirmoz A. Self-organizing parallel back propagation neural networks for predicting the moment-rotation behavior of bolted connections // Asian Journal of Civil Engineering. 2008. Vol. 9, № 6. pp. 625–640.
- [60]. Kim J., Ghaboussi J., Elnashai A.S. Mechanical and informational modeling of steel beam-to-column connections // Engineering Structures. 2010. Vol. 32, № 2. pp. 449–458.
- [61]. Alekseytsev A.V. Evolyutsionnaya optimizatsiya stalnykh ferm s uchetom uzlovykh soyedineniy sterzhney // Infstroy. 2013. № 5. S. 28-37.
- [62]. Grotmann D., Sedlacek G. Rotational stiffness of welded RHS beam-to-column joints. Cidect 5BB-8/98. RWTH Aachen, 1988.
- [63]. Díaz C., Victoria M., Querin O.M., Martí P. Optimum design of semi-rigid connections using metamodels // Journal of Constructional Steel Research. Elsevier Ltd, 2012. Vol. 78. pp. 97–106.
- [64]. Alexander Forrester, Andrés Sóbester, Andy Keane. John Wiley & Sons Ltd. Engineering design via surrogate modeling. A practical guide. 2008. 116p.
- [65]. European Committee for Standardisation (CEN). Eurocode 3. Design of steel structures, Part 1–8: Design of joints (EN 1993-1-8:2005). Brussels, 2005.

Гарифуллин М.Р., Наумова Е.А., Жувак О.В., Барабаш А.В., Суррогатное моделирование в строительстве // Строительство уникальных зданий и сооружений. 2016. №2 (41). С. 118-132.

Garifullin M.R., Naumova E.A., Zhuvak O.V., Barabash A.V. Surrogate modeling in construction. Construction of Unique Buildings and Structures, 2016, 2 (41), Pp. 118-132. (rus)