3. Разработан способ оптимизации режимов 3D-печати электродуговой наплавкой с использованием цифрового двойника на основе модифицированного метода обратного распространения ошибки. Способ позволяет в автоматическом режиме назначать режимы наплавки, соответствующие заданными критериями оптимизации.

1. На. Лв, Цзиюн Чжун, Хуабинь Чен, Шанбен Чен, Контроль проникновения сварки в реальном времени во время динамического процесса роботизированного GTAW с помощью звукового определения длины дуги, Международный журнал передовых производственных технологий 74(1-4):235-249;
2. Чао Чен, Раньцюань Сяо, Хуабинь Чен, На Лв, Модель дугового звука для импульсного GTAW и распознавания различных состояний проникновения, Международный журнал передовых производственных технологий 108(1-4)
3. Дмитрий Шатагин, Андрей Галкин, Александр Н.Осмехин, Наталья Ключкова, Форум по материаловедению (Том 1037), 2021, стр.119-124;
4. Кабалдин Ю.Г., Шатагин Д.А., Аносов М.С., Колчин П.В., Киселев А.В., Диагностика процесса печати 3D на станке с ЧПУ с использованием подходов машинного обучения, 2021. № 1. с. 55-59.
5. Пентегов И.В. Сравнительный анализ моделей динамической сварочной дуги, И.В.Пентегов, В.Н.Сидоренко, Автоматическая сварка. - 1989. - № 2. - С.33-36.
6. Верещаго Е.Н., Костюченко В.И., модель электрической дуги в среде matlab /Simulink, Электротехника и энергетика. 2013. № 2. с.40-46.
7. Савицкий А., Халтоф М., Электричество. Проблемы определения параметров математических моделей электрических дуг в цепях с источниками тока, Электричество, 2016. № 1. с.25-34.
8. Шитиков В.К., Матицкий С.Е. Классификация, регрессия и другие алгоритмы интеллектуального анализа данных с использованием R.2017.351 стр. (Электронная книга).
9. https://ru.wikipedia.org/wiki/Random_forest
10. Хесус Гонсалес, Вэнь Юй, Моделирование нелинейных систем с использованием нейронных сетей LSTM, IFAC-Papersonline 51(13):485-489
11. https://en.wikipedia.org/wiki/Long_short-term_memory
12. Эк, Дуглас; Шмидхубер, Юрген (2002-08-28). Изучение долгосрочной структуры Блюза. Искусственные нейронные сети — ICANN 2002. Конспекты лекций по информатике. 2415. Шпрингер, Берлин, Гейдельберг. Стр. 284-289.
13. Шмидхубер, Дж.; Герс, Ф.; Эк, Д.; Шмидхубер, Дж.; Герс, Ф. (2002). "Изучение нерегулярных языков: сравнение простых рекуррентных сетей и LSTM". Нейронные Вычисления. 14 (9): 2039–2041.
14. Грейвс, А.; Шмидхубер, Дж. (2005). "Фреймовая классификация фонем с двунаправленным LSTM и другими архитектурами нейронных сетей". Нейронные сети. 18 (5–6): 602–610.
15. Малхотра, Панкадж; Виг, Ловекеш; Шрофф, Гаутам; Агарвал, Пунит (апрель 2015). "Сети долговременной кратковременной памяти для обнаружения аномалий во временных рядах" (PDF). Европейский симпозиум по искусственным нейронным сетям, вычислительному интеллекту и машинному обучению — ESANN 2015.

Шатагин Д.А., Аносов М.С., Ключкова Н.С., Абрамович Е.Д.
Цифровой двойник кибер-физической системы гибридной обработки

*Нижегородский государственный технический университет им Р.Е. Алексеева
(Россия, Нижний Новгород)*

doi: 10.18411/trnio-12-2021-155

Аннотация

В статье описывается метод получения цифрового двойника процесса 3D-печати электродуговой наплавкой с использованием набора методов машинного обучения. На основе структурно-параметрического подхода определен набор диагностических параметров сигналов силы тока, напряжения и акустической эмиссии. С помощью исследовательского анализа была оценена значимость каждого диагностического параметра. Был разработан комплекс статистических моделей для оценки стабильности процессов 3D-печати с использованием деревьев решений. Определены их оптимальные параметры и эффективность.

Ключевые слова: 3D печать, машинное обучение, аддитивное производство методом дуговой сварки, цифровой двойник, гибридная система, киберфизическая система.

Abstract

The article proposes a method for obtaining a digital twin of the process of 3D printing by electric arc surfacing using an ensemble of machine learning methods. On the basis of the structural-parametric approach, a set of diagnostic parameters for the signals of current strength, voltage and acoustic emission was determined. Using exploratory analysis, the significance of each diagnostic parameter was assessed. A complex of statistical models has been developed to assess the stability of 3D printing processes using decision trees. Their optimal parameters and efficiency have been determined.

Keywords: 3D printing, machine learning, WAAM, digital twin, hybrid system, cyber-physical system.

Введение

Переход промышленности на цифровое производство характеризуется активным развитием новых технологий, в том числе 3D-печати. В настоящее время наиболее популярными технологиями 3D-печати являются лазерное легирование металлических порошков и электродуговая наплавка. В то же время существует тенденция к интеграции этих видов 3D-печати в металлорежущие станки с ЧПУ. Такое оборудование способно выращивать заготовки из металлических материалов прямо в рабочей зоне с последующей механической обработкой без дополнительной переустановки и специальных приспособлений. Однако существует ряд нерешенных проблем, препятствующих выпуску на рынок гибридных обрабатывающих станков, ключевой из которых является невозможность гарантировать состав, структуру и свойства получаемых заготовок. Как показывают исследования, качество получаемых заготовок во многом определяется динамическим состоянием системы «источник энергии - электрическая дуга - материал», которая определяет процессы плавления, тепломассопереноса и кристаллизации металла. Поэтому одной из ключевых задач является разработка новых методов моделирования и диагностики динамической устойчивости процесса 3D-печати. Решение этих задач возможно как с использованием классических методов численного математического моделирования, так и с использованием современных статистических методов машинного обучения. Применение численных методов для решения дифференциальных уравнений динамики дуги рассматривается в ряде работ [1,2,3,4]. В этих работах электрическая дуга рассматривается как нелинейная нагрузка в динамической системе «источник питания - электрическая дуга - материал». В зависимости от типа вольт-амперной характеристики дуги (ВАХ) чаще всего используются модели Кэсси и Майера, которые, в свою очередь, являются производными от общей математической модели динамической дуги:

$$\theta \frac{di_{\theta}}{dt} + i_{\theta}^2 = i^2$$

где, θ - постоянная времени дуги, i_{θ} - динамическое значение тока дуги, i - фактическое значение тока.

Однако наиболее эффективен такой подход при синтезе новых систем электродуговой наплавки, выборе их оптимальных параметров и определении границ устойчивых режимов работы. Такие модели, как правило, не учитывают текущее состояние системы, ее естественный износ и различные технологические отклонения; по этим причинам использование таких моделей в реальных производственных процессах и диагностических системах очень ограничено. Поэтому для описания процессов реальных систем электродуговой наплавки широко используются модели динамических процессов, основанные на статистических методах машинного обучения - «цифровых двойниках» [5,6,7]. В этом случае система рассматривается как черный ящик, а записанные наблюдения входных и выходных параметров позволяют в процессе обучения получать высокоточные модели регрессии, классификации и кластеризации. Однако параметры цифровых двойников должны быть физически и статистически обоснованы. По этой причине необходимо провести целый комплекс исследований для определения оптимального набора параметров,

способствующих адекватному описанию систем 3D-печати, позволяющих с достаточной степенью точности проводить моделирование и диагностику процесса дуговой наплавки.

Экспериментальные методы

Для решения данной научной задачи был разработан экспериментальный стенд, изображенный на рисунке 1. Стенд включает в себя портальный станок с ЧПУ, систему электродуговой наплавки Alloy MC75 ME Pulse, датчик тока SC145-600, датчик напряжения электрической дуги SV025, датчик акустической эмиссии GT200, аналого-цифровой преобразователь NI 6356 и NI 9205, шина сбора данных NI cDAQ-9188, пирометр для контроля температуры в области печати и ПК для сбора и обработки данных. Сбор данных в процессе экспериментальных исследований проводился в рамках промышленного сетевого эмулятора Интернета вещей и облачного сервиса хранения и обработки данных Microsoft Azure. Такой подход позволил впоследствии осуществить полноценный статистический анализ экспериментальных данных с постоянно растущей размерностью. В ходе эксперимента для печати образцов металла использовалась сварочная проволока Св 08-Г2С с переносом материала электрода по короткому замыканию. Регистрируемые параметры представляли собой фактические значения силы тока, напряжения и сигналов акустической эмиссии в виде временных рядов.

Рисунок 1. Экспериментальный стенд для 3D наплавки на базе станка с ЧПУ (1 - 3 координатный станок с ЧПУ портального типа), 2 - широкополосный датчик акустической эмиссии GT350, 3 - ПК с системой беспроводного доступа к облачному сервису Microsoft Azure, 4 - датчики силы тока и напряжения, 5 - АЦП / ЦАП, 6 - система ЧПУ, 7 - сварочный полуавтомат, 8 - облачный сервис Microsoft Azure, 9 - баллоны газа

В рамках эксперимента были рассмотрены различные режимы 3D-печати, после чего сигналы были предварительно обработаны с помощью полосовых и вейвлет-фильтров. Таким образом, сигналы тока и напряжения рассматривались в диапазоне частот от 1 Гц до 1 кГц, а сигналы акустической эмиссии - от 50 до 100 кГц (рисунок 2). Вейвлет-фильтрация позволила минимизировать влияние шумовой составляющей в сигналах VAE и разложить сигнал на периодические и хаотические составляющие на основе показателей энтропии.

Рисунок 2. Фазы переноса металла и рекомендуемые значения тока, напряжения и акустической эмиссии

Учитывая специфику динамики электрической дуги при переносе материала по коротким замыканиям, фактическое изменение значений тока и напряжения можно рассматривать как импульсный процесс. Такой подход позволяет применять общепринятые параметры импульса для оценки динамической стабильности процесса 3D-печати. На основе специально разработанного программного обеспечения были записаны следующие параметры тока и напряжения переднего фронта импульса: выброс перед переходом, недорегулирование перед переходом, выброс после перехода, отставание после перехода, длительность перехода. В качестве дополнительных параметров использовались: энергия импульса, длительность импульса, период импульса и действующее значение импульса за период. Параметры сигнала АЭ рассчитывались для временного ряда, соответствующего периоду короткого замыкания. Основными параметрами были: среднее значение, среднеквадратичное значение, количество импульсов АЭ, стандартное отклонение, энтропия, асимметрия, эксцесс и энергия спектра сигнала АЭ.

Каждому импульсу тока и напряжения дополнительно присваивался статус «стабильный (С)» или «нестабильный (Н)». Сигнал акустической эмиссии имел три класса: «стабильный (С)», «нестабильный (Н)», «условно стабильный (СН)». Введение дополнительного класса связано со спецификой сигнала АЭ. Так что при внешней стабильности процесса печати и качестве получаемого слоя наблюдались определенные отклонения в сигнале АЭ. В целом эти классы были присвоены на основании наблюдений за процессом 3D-печати в различных режимах и анализа дефектов напечатанных металлических слоев в соответствии с ГОСТ 30242-97.

Анализ результатов экспериментальных исследований.

После завершения эксперимента был проведен исследовательский анализ [8,9] данных для выявления зависимостей и значимости каждого из параметров при оценке стабильности процесса 3D-печати и построении математических моделей. Оценка важности каждого из параметров была основана на методе «Random forest», суть которого заключается в построении набора моделей дерева решений с различной комбинацией входных элементов. В работе было построено около 5000 деревьев решений с различными комбинациями входных элементов, исключение главных из них привело к резкому снижению точности (рисунок 3).

Рисунок 3. Ранжирование параметров сигналов тока и напряжения по степени значимости при построении статистических моделей

На рисунке 3 показано, что наиболее важными параметрами являются среднеквадратичное значение импульса тока за период, выброс после перехода и

среднеквадратичное значение импульса напряжения. Остальные параметры процесса 3D-печати меньше всего влияют на точность модели, поэтому их можно исключить, чтобы уменьшить размерность данных.

Рисунок 4. Ранжирование параметров сигнала АЭ по степени значимости при построении статистических моделей

Аналогичная процедура была проделана для параметров сигнала АЭ. На рисунке 4 показано, что наиболее важными параметрами являются среднее значение сигнала АЭ, количество импульсов АЭ, стандартное отклонение и энергия. Остальные параметры процесса 3D-печати меньше всего влияют на точность модели. Однако, в отличие от параметров тока и напряжения, параметры АЭ не имеют ярко выраженных доминирующих параметров. На основании выявленных диагностических параметров построены диагностические модели «Цифровые двойники» процесса 3D-печати электродуговой наплавкой на основе алгоритма CART. Этот алгоритм позволяет строить деревья решений для задач классификации и регрессии. В качестве среды построения выбран язык статистической обработки данных R. На основе предположения о разной физической природе сигналов были построены две модели, на входах которых были параметры тока и акустической эмиссии. На выходе моделей были предположения об устойчивости процесса 3D-печати. Полученные модели показаны на рисунках 5 и 6.

Рисунок 5. Деревья решений для классификации состояния процесса 3D-печати по электродуговой наплавке на основе параметров тока и напряжения (а) и сигнала АЭ (б)

Полученные модели обладают хорошей обобщающей способностью, однако из-за различных случайных явлений и высокой частоты процесса переноса металла возможна неадекватная оценка фактического состояния или множественные ложные срабатывания. Для этого был разработан цифровой двойник на основе набора моделей машинного обучения, способных учитывать прогноз, основанный на сигналах разной физической природы и истории наблюдений. Этот набор состоит из двух вышеупомянутых деревьев решений и дополнительной искусственной нейронной сети прямого распространения, а также промежуточного буфера для хранения массива исторической информации наблюдений. Эта модель отличается тем, что вначале формируется массив наблюдений, состоящий из данных, полученных в процессе классификации работы двух деревьев решений, а затем в результате уточняющей классификации нейронной сети принимается окончательное решение о стабильности процесса (рисунок 6). На основе экспериментальных исследований было обнаружено, что достаточная диагностическая точность достигается при размере массива наблюдений $i = 200$. Такой размер массива позволяет проводить процесс классификации каждые 0,1 с, что дает около 10 циклов передачи металла.

Рисунок 6. Схема классификации состояния процесса 3D-печати по электродуговой наплавке с использованием ансамбля моделей

Заключение

В ходе научных исследований процесса 3D-печати электродуговой наплавкой на станке с ЧПУ были получены следующие результаты:

Разработан метод оценки устойчивости динамической системы «источник питания - электрическая дуга», основанный на классификации сигналов силы тока, напряжения и акустической эмиссии с использованием набора методов машинного обучения.

На основе структурно-параметрического подхода определен набор диагностических параметров сигналов силы тока, напряжения и акустической эмиссии. С помощью методов разведочного анализа данных оценивалась значимость каждого диагностического параметра.

Был разработан комплекс статистических моделей для оценки стабильности процессов 3D-печати с использованием деревьев решений и искусственной нейронной сети как части ансамбля моделей.

Работа выполнена при поддержке гранта Президента Российской Федерации № 075-15-2020-098.

1. Пентегов И.В. Сравнительный анализ моделей динамической сварочной дуги, Пентегов И.В., Сидорец В.Н. Автоматическая сварка. - 1989. - № 2. - С. 33-36.
2. Верещаго Е.Н., Костюченко В.И., Модель электрической дуги в Matlab / Simulink, Электротехника и энергетика. 2013. № 2. с. 40-46.
3. Лисиенко В.Г., Лавров Н.Г., Ближник М.Г. Моделирование сварочной и печной электрической дуги. В сборнике: Современные научные достижения металлургической теплотехники и их внедрение в промышленность. Сборник докладов международной научно-практической конференции, посвященной 95-

- летию со дня основания кафедры ТИМ УрФУ и 85-летию со дня основания ОАО «ВНИИМТ». Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б. Ельцин. 2015. П. 378-386.
4. Савицкий А., Халтоф М., Электричество. Проблемы определения параметров математических моделей электрических дуг в цепях с источниками тока, Электричество, 2016. № 1. с. 25-34.
 5. На Львов, Цзион Чжун, Хуабинь Чен, Шанбен Чен, Контроль провара сварки в режиме реального времени во время динамического процесса GTAW с помощью звукового определения длины дуги, The International Journal передовых производственных технологий 74 (1-4): 235-249
 6. Чао Чен, Рунцюань Сяо, Хуабинь Чен, На Львов, звуковая модель дуги для импульсной GTAW и распознавание различных состояний проникновения, Международный журнал передовых производственных технологий 108 (1-4)
 7. Хесус Гонсалес, Вен Ю, Моделирование нелинейных систем с использованием нейронных сетей LSTM, IFAC PapersOnLine 51 (13): 485-489
 8. Шитиков В.К., Мاستицкий С.Е. Классификация, регрессия и другие алгоритмы интеллектуального анализа данных с использованием Р. 2017. 351 с. (Электронная книга).
 9. https://ru.wikipedia.org/wiki/Random_forest