

Редуцирование модели для увеличения скорости расчета в *Simcenter Amesim*

Федерико Каппуццо (*Federico Carruzzo*), менеджер по продукту *Simcenter Amesim* (*Siemens*)

В статье рассматриваются два способа понижения порядка (редуцирования) моделей для вычисления как отдельных характеристик двигателя регионального турбовинтового самолета, так и интегрированных летных характеристик, с целью ускорения расчета в среде *Simcenter Amesim*.

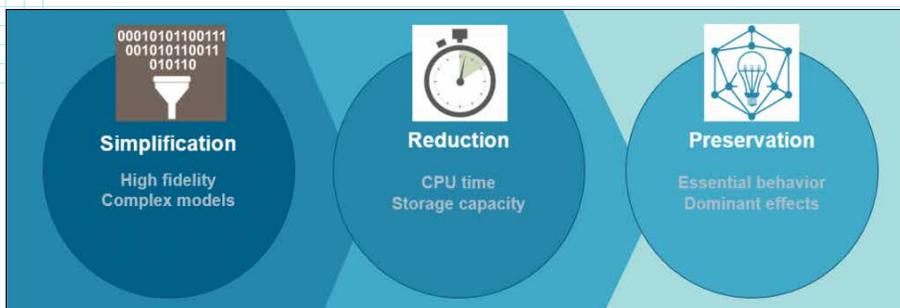


Рис. 1. Три типа преимуществ от использования ROM-моделей

Мотивация

Если вы занимаетесь системным моделированием (*System Simulation*), я уверен, что в определенный момент вы сталкивались с неудовлетворительной производительностью имитационных моделей в процессе расчета. Из-за междисциплинарного и неоднозначного характера задач, не всегда просто понять, как ускорить вычисления. Иногда это может обернуться разочарованием. В этой статье я попытаюсь объяснить, какие наиболее распространенные причины приводят к снижению скорости расчетов, и как использование моделей пониженного порядка может их ускорить.

Модель пониженного порядка (*Reduced Order Model, ROM*) – это модель, полученная в результате упрощения высокоточной статической или динамической модели, но сохраняющая её важнейшие поведенческие черты и основные (доминирующие) эффекты, обеспечивая при этом сокращение затрат времени на решение задачи или емкости хранилища информации.

Анализ первопричин замедления расчетов

Обычно разочаровывающую производительность расчетов мы получаем по двум основным причинам:

1 Модель не подходит для имитационного анализа.

Чтобы понять это утверждение, позвольте мне напомнить вам, что модели – это абстрактные представления реальных систем. Они не являются абсолютно точными и, следовательно, не дают полностью репрезентативных результатов. Цель моделирования (и, одновременно,

вызов) – включить адекватные представления, необходимые для предполагаемого назначения модели. Логично, что, если модель излишне детализирована, время её расчета может восприниматься как слишком долгое. Если это так, мы должны пересмотреть и адаптировать модель к проводимому анализу.

2 Ограниченность вычислительных ресурсов.

Если же модель концептуально адекватна, то добиться компромисса между точностью и эффективностью выполнения мешает недостаточность вычислительных ресурсов. Это особенно верно для приложений реального времени, где требуется, чтобы расчет выполнялся с фиксированным временным шагом. В этом случае могут быть полезны методы создания моделей пониженного порядка (*ROMs*), позволяющие упростить модели, сохранив важные поведенческие свойства и основные эффекты.

На рис. 2 представлены методы создания *ROM*, обычно применяемые для ускорения расчетов, а также некоторые рекомендации и ограничения. В этой статье я расскажу о ручном сокращении (основанном на описании физических явлений, происходящих в исследуемом

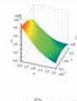
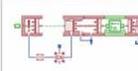
Category	Mapping and statistical models		Linear algebra	Physics-based models	Machine learning
Technique	Response Surface Model	Polynomial regression, Gaussian Processes...	LTI models	Manual reduction	Neural networks
Examples	 n-D maps	$X_i = \epsilon_i + \sum_{j=1}^p \gamma_j X_{i-j} + \sum_{k=1}^q \theta_k \epsilon_{i-k}$ polynomial RSM, regressive or auto-regressive models, Kriging...	$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t)$ $y(t) = Cx(t) + Du(t)$ low order linear models (transfer functions, state-space...)	 fixed-step physics-based Amesim models	 multi-layer perceptrons, convolutional networks...
What for?	Mapping multi-dimensional relationship from batch analysis (scattered or not)	Functional, statistical description of static or dynamic series	Control design, cosimulation speed-up	HIL with parametric model, design exploration speedup	Static or dynamic, linear or non-linear models with multiple inputs and outputs
Limitations	For steady-state representation only	Limited to simple models (polynomials, log...) and usually to low dimensions	Limited validity around linearization point	Expertise required to reduce models	Requires sufficient data for training

Рис. 2. Методы создания моделей пониженного порядка

объекте) и искусственных нейронных сетях (глубокое машинное обучение) как о способах, позволяющих ускорить вычисления отдельных характеристик газовой турбины, а затем мы рассмотрим результаты применения ROM-моделей в интегрированной модели для расчета летных характеристик (SAR).

Практическое применение моделей пониженного порядка

Последний релиз *Simcenter Amesim* (v2020.2) включает в себя два новых демонстратора возможностей пакета по интеграции систем и анализу летных характеристик – для регионального турбовинтового транспортного самолета *ATR 72* и для гибридной электрифицированной версии самолета. Они доступны в разделе “*Aerospace and Defense*” в категории “*Integrated Systems*” (рис. 3).

Модель регионального самолета состоит из четырех составляющих: динамика полета, система управления, профиль полета и силовая установка.

Взглянув на статистику расчета, можно сказать, что расчет модели летных характеристик занимает примерно 1 минуту для полетной миссии продолжительностью порядка полутора часов. Мы использовали обычный ноутбук с 64-битным компилятором *GCC* и переменным шагом интегрирования по времени (стандартный интегратор *Simcenter Amesim*).

Теперь (несмотря на то, что на самом деле это хорошее время расчета для единичного варианта расчета), полезным будет улучшить его – особенно если модель должна имитировать летные характеристики самолета в сотнях точек по всему диапазону полета.

Хорошей отправной точкой является просмотр данных, которые выводит инструмент *Performance Analyzer* (рис. 4). Он предоставляет сводную информацию о том, какие переменные состояния (*State Variables*) контролировали временной шаг на этапе расчетов для комплексной (интегрированной) модели. Четко видно, что основной вклад принадлежит силовой установке, в частности модели турбовинтового двигателя.

Для её создания мы воспользуемся *Gas turbine performance tool*. Отталкиваясь от параметров, описывающих

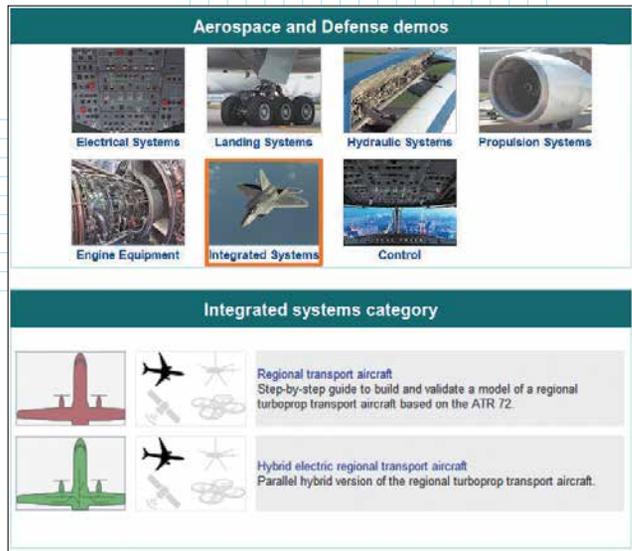


Рис. 3. Два новых демонстрационных примера для изучения возможностей *Simcenter Amesim* v2020.2

термодинамический цикл двигателя для заданной проектной точки, этот инструмент автоматически генерирует модель *Simcenter Amesim* с использованием компонентов библиотеки *Gas Turbine*. Запустить это приложение вы можете,

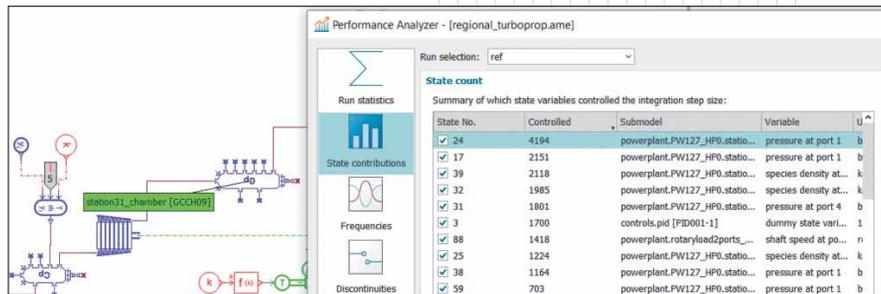


Рис. 4. Сводная информация, предоставляемая инструментом *Performance Analyzer*

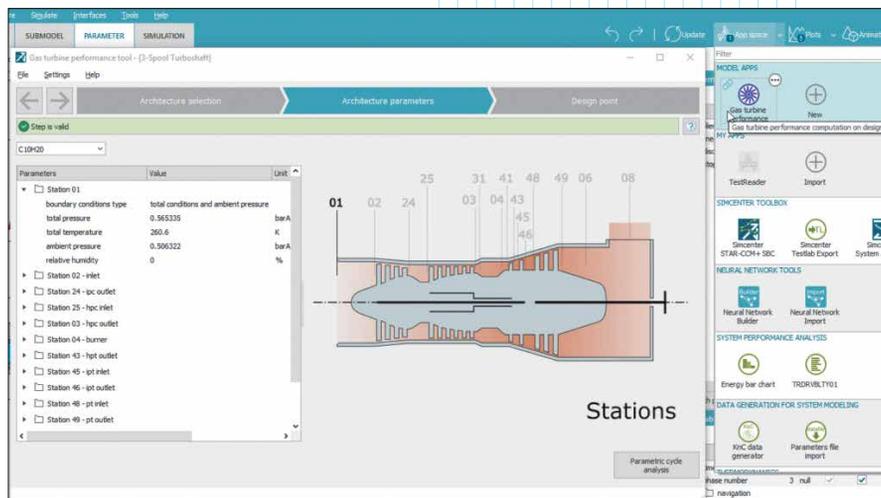


Рис. 5. Инструмент *Gas turbine performance tool*. Выбрана конфигурация турбовинтового двигателя с тремя ступенями

щелкнув по его иконке в меню *App Space*, как показано на рис. 5.

Как говорилось ранее, созданная таким образом модель является основным потребителем ресурсов центрального процессора (ЦП) при вычислениях. По этой причине я рассмотрю рабочие характеристики модели турбовинтового двигателя (далее называемой базовой моделью) отдельно от комплексной модели для расчета летных характеристик. Затем мы применим методы *ROM* с целью улучшения производительности вычислений.

На рис. 6 изображена базовая модель двигателя, а на рис. 7 – расчетные графики его основных характеристик. Первая диаграмма отображает

температуру на входе в турбину (*TET*). Мы совмещаем её с профилем полета (высотой), чтобы понять динамику изменения температуры во время миссии. Вторая диаграмма, совмещенная с профилем высоты, показывает мощность на валу турбовинтового двигателя. Контроллер двигателя поддерживает постоянную мощность на каждой фазе полета. Третья диаграмма показывает расход топлива в двигателе. Наконец, последняя отображает на логарифмической шкале затраченное процессором время.

Понижение порядка на основе анализа физических явлений

Первая стратегия уменьшения продолжительности расчета состоит в “ручном” удалении высокочастотной составляющей расчета и снижении точности модели с сохранением разумной погрешности относительно исходных результатов.

Для этого надо сделать следующие шаги:

1) Вместо использования компонента свойств газа на основе данных *NASA*, мы выбираем для определения смеси линейный вариант. Он потребует одной таблицы и более простых уравнений для описания характеристики свойств смеси, в отличие от варианта *NASA*. Следовательно, для вычисления свойств смеси на каждом временном шаге понадобится меньше вычислительной мощности. Мы делаем эту замену за счет соответствия свойств газовой смеси.

2) Затраты времени на определение реакции горения сокращаем с 10^7 до 10^5 , что понижает некоторые из самых высоких частот при расчете.

3) Модель в основном состоит из последовательности резистивных элементов (компрессоры, турбины, отверстия...) и емкостных элементов (объемы, камеры). Проводя аналогию с электрической цепью, можно вычислить значение эквивалентного сопротивления и емкости каждого компонента (прямо пропорционального их объему). Это может быть достигнуто линеаризацией и преобразованием уравнений, описывающих физическое поведение этих компонентов. Можно

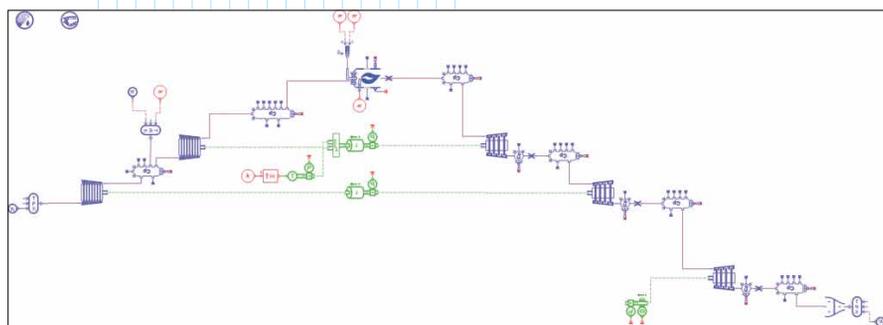


Рис. 6. Базовая имитационная модель турбовинтового двигателя с тремя турбинами

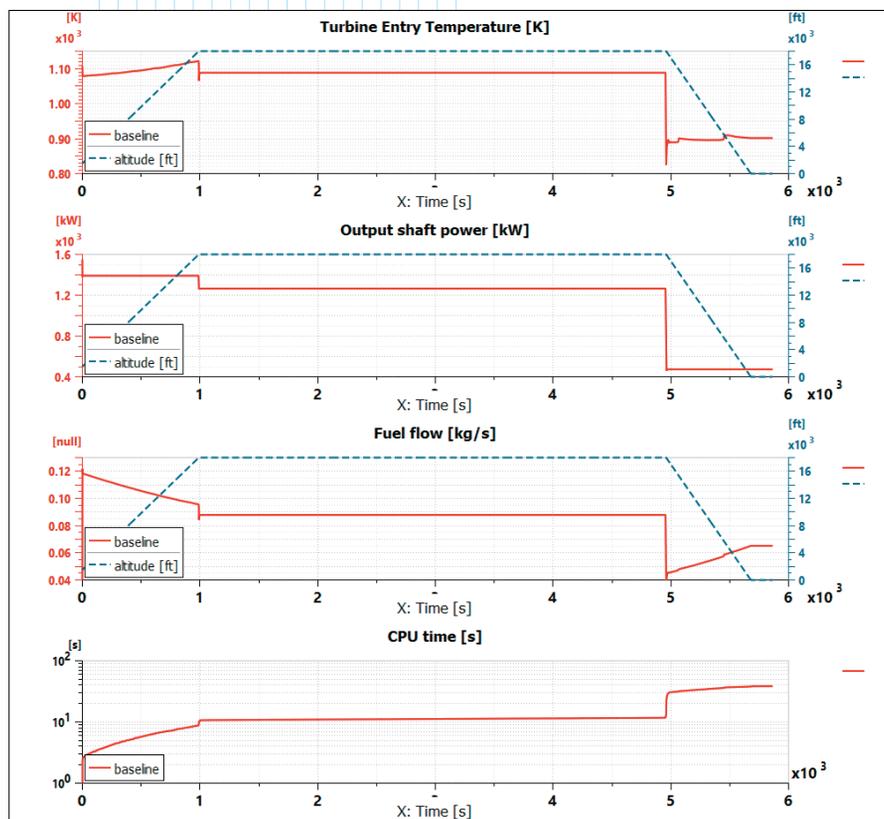


Рис. 7. Основные характеристики двигателя, рассчитанные по базовой модели, и затраты времени ЦП

показать, что каждая серия резистивных и емкостных элементов генерирует собственное значение:

$$\lambda = -\frac{1}{\tau} = -\frac{1}{RC},$$

что является обратной величиной постоянной времени τ . Одна из целей этого упражнения – удалить или уменьшить высокочастотную составляющую расчета. Дело в том, что высокие частоты напрямую вызывают необходимость уменьшения временных шагов для получения корректного решения задачи. Таким образом, как показывает соотношение выше, можно уменьшить частоту системы, просто увеличив размер емкостных компонентов. Это неизбежно замедлит реакцию системы. Однако, при поиске компромисса между преимуществом ускорения расчета и влиянием на реакцию системы, можно подобрать адекватное значение для объемов. В этом упражнении мы увеличили объемы, представляющие пути потока между компрессорами и турбинами (элементы камер), в 20 раз.

4 Как видно из рис. 6, за камерой сгорания и турбинами идет последовательность отверстий и объемов. Эти компоненты автоматически генерируются инструментом *Gas Turbine Performance*. Они учитывают потери давления на пути потока от одного компонента к другому. Принимая во внимание, что целью анализа

является оценка летных характеристик воздушного судна в целом, разумно предположить, что эти потери незначительны. Следовательно, отверстия и прилегающие объемы можно полностью удалить. Это действие уменьшает количество переменных состояния системы и собственных значений, связанных с резистивными (отверстие) и емкостными (объем) элементами.

5 Описанного выше достаточно, чтобы расчет в режиме реального времени методом Эйлера осуществлялся с фиксированным шагом по времени 0.1 мс. Если же требование проводить расчет в режиме реального времени не является обязательным (опять же, наша цель – ускорить расчет для анализа летных характеристик), можно изменить настройки решателя. При осторожном увеличении максимально допустимой невязки можно улучшить показатель затрат процессорного времени без ущерба для точности расчета. В этом примере мы увеличиваем невязку с 10^{-7} до 10^{-5} .

Сравнить характеристики, рассчитанные по базовой модели двигателя и по модели пониженного порядка, можно на рис. 8.

Хотя различия, как мы видим, незначительны, время использования ЦП уменьшилось почти в 70 раз. Это впечатляющее достижение. Полное полетное задание продолжительностью 5865 секунд (1 час 38 минут) теперь можно рассчитать всего за 0.586 с, то есть для одного варианта расчета требуется менее 1 секунды процессорного времени.

Понижение порядка с помощью глубокого машинного обучения

Другой ROM-метод заключается в создании суррогатной модели с помощью такого подхода, как машинное обучение. Суррогатные модели обычно разрабатываются, чтобы получить значительное преимущество в производительности по сравнению с более детальными реализациями моделей для конкретных приложений или дисциплин (например, основанных на описании физических явлений). Однако суррогатные модели не только принимают все допущения и ограничения моделей, на которых они основаны, но также включают дополнительные ограничения, связанные с их конкретной реализацией.

Simcenter Amesim оснащен инструментом *Neural Network Builder*, способным создавать

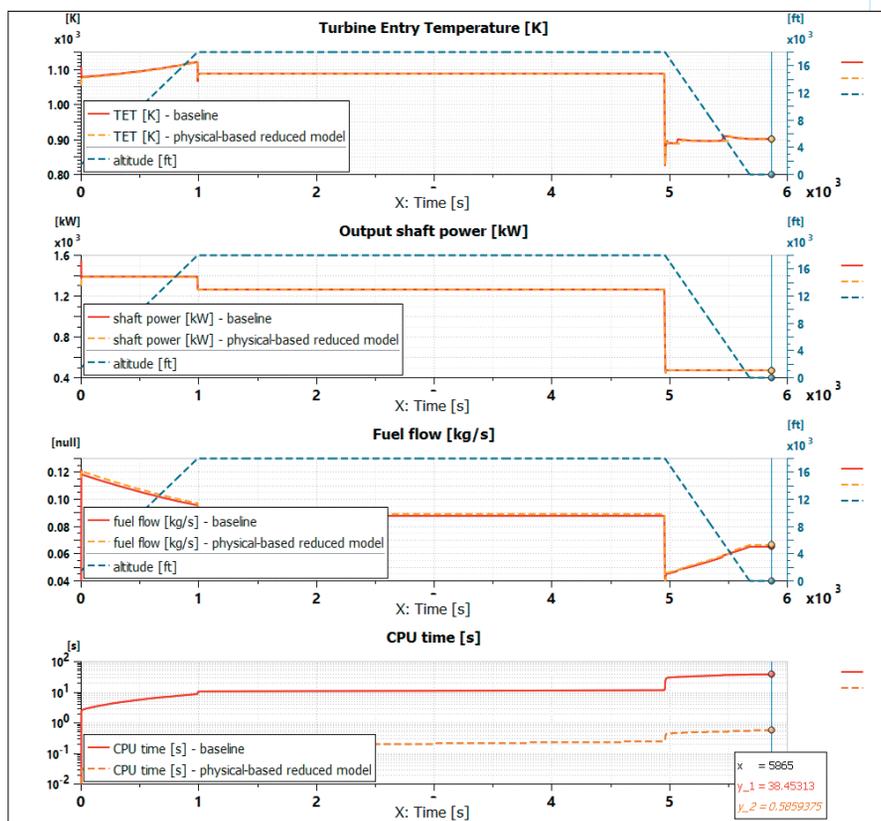


Рис. 8. Сравнение характеристик двигателя, рассчитанных по базовой модели и по физической модели пониженного порядка

искусственные нейронные сети из моделей *Simcenter Amesim* или внешних наборов данных.

Выполняем три основных шага по созданию нейронной сети:

- 1 Импортрование набора данных для обучения и валидации;
- 2 Описание нейросети (входы, выходы, гипер-параметры);
- 3 Обучение и валидация нейросети на основе набора данных.

Чтобы создать согласованный набор данных для обучения и проверки нейросети, мы модифицировали базовую модель, представленную на рис. 6. Граничные условия системы изменялись случайным образом в пределах согласованного диапазона значений. Эти граничные условия включают высоту, число Маха (напрямую связанные с полным и статическим давлением и температурами на входе и выходе двигателя), расход топлива и скорость вращения вала. Все они представляют входные данные модели. Выходными данными являются крутящий момент вала и температура на входе в турбину.

Переработанная модель показана на рис. 9. Мы инкапсулировали базовую модель в суперкомпонент, расположенный в центре эскиза.

На рис. 10 показаны графики сгенерированного набора данных – с входом слева и выходом справа. Учитывая, что нас интересует низкочастотная динамика, мы выбрали статическую модель нейронной сети для обучения. На

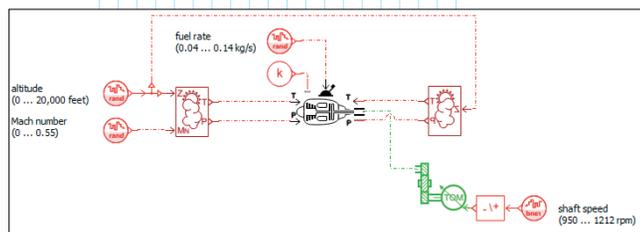


Рис. 9. Модель турбовального двигателя, подготовленная для создания набора данных для обучения и проверки алгоритма нейронной сети

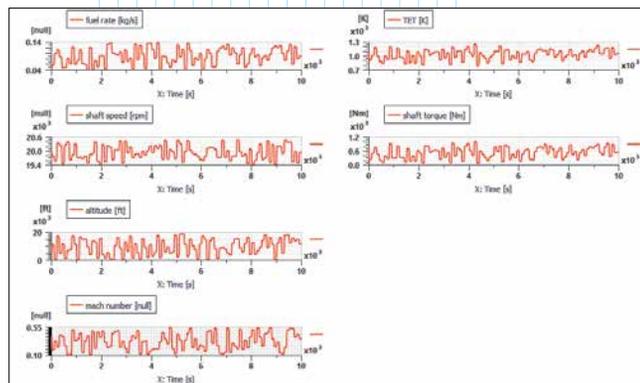


Рис. 10. Обучающий набор данных (входы – слева, выходы – справа)

рис. 11 отображен этап проверки с общими индексами верности обучения и валидации 98%.

Результатом работы построителя *Neural Network Builder* является компонент, встраивающий модель искусственной нейросети. На рис. 12 показано, как он заменяет собственную модель турбовального двигателя *Simcenter Amesim*, изображенную на рис. 9.

Теперь сравним результаты, полученные с помощью трех разных моделей (рис. 13). Модель на основе нейронной сети имеет тенденцию слегка завышать температуру на входе в турбину во время крейсерского полета и занижать её при снижении самолета. Так как ошибка не превышает 2% по отношению к значениям, рассчитанным по базовой модели, она считается приемлемой.

Поскольку затраты времени ЦП сокращаются примерно в 2500 раз, полный расчет полета продолжительностью 5865 секунд (1 час 38 минут) теперь может быть выполнен за 0.015 с. Другими словами, это означает 15 мс затрат процессорного времени на один вариант расчета. Это действительно очень быстро, поэтому теперь мы можем позволить себе выполнение сотен или тысяч расчетов, чтобы охватить весь диапазон расчетных случаев.

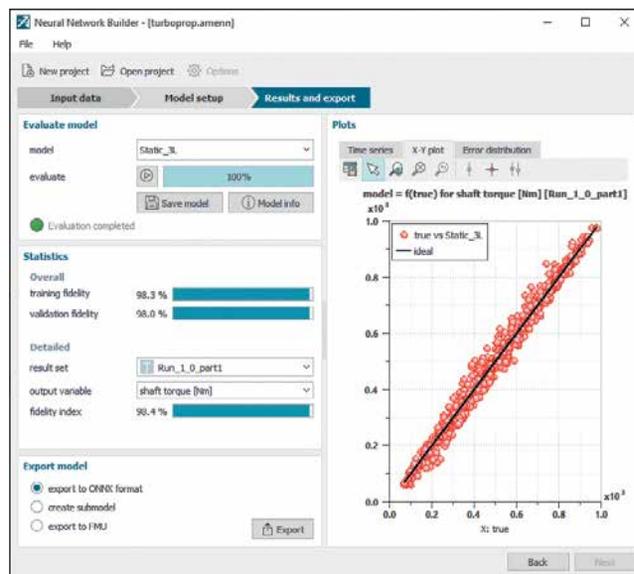


Рис. 11. Шаг проверки модели на основе нейронной сети

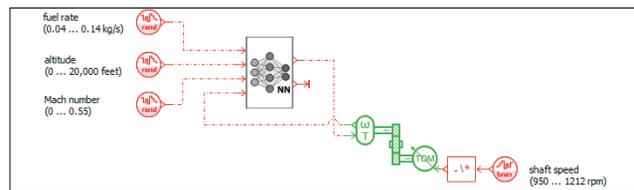


Рис. 12. В этой модели суперкомпонент *Simcenter Amesim* заменён на блок искусственной нейронной сети

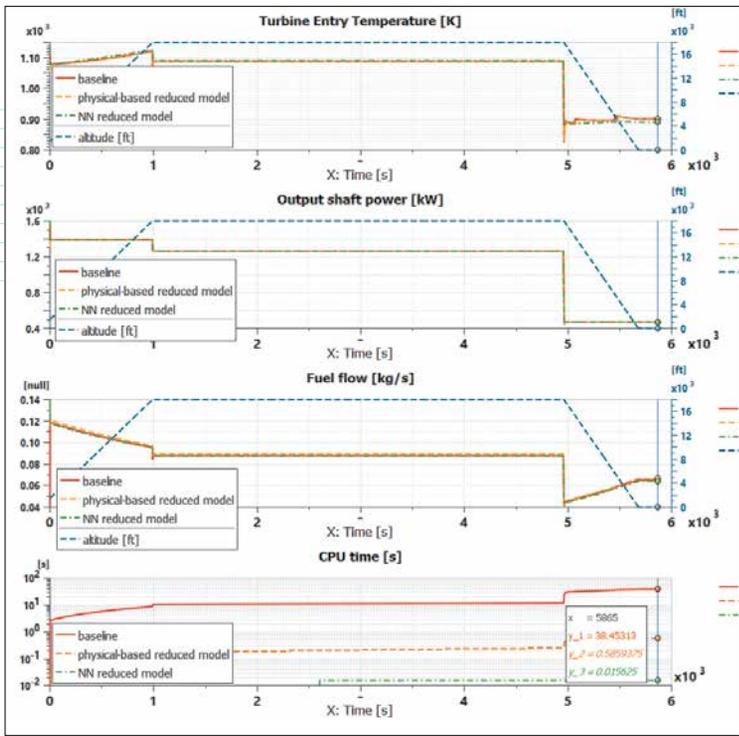


Рис. 13. Сравнение характеристик, рассчитанных по базовой модели и по двум моделям пониженного порядка: с учетом анализа физических данных и на основе нейронных сетей

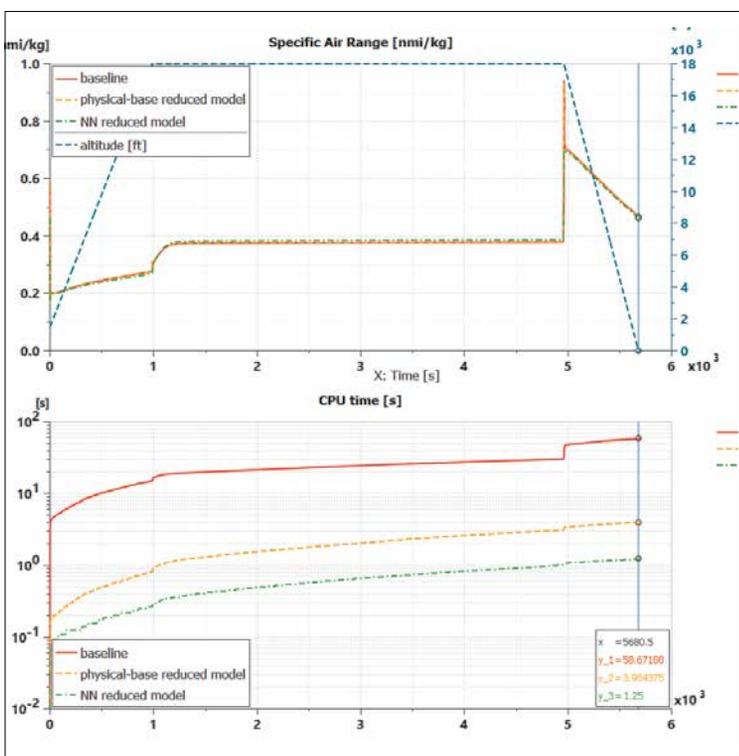


Рис. 14. Сравнение летных характеристик (SAR), полученных при использовании в комплексной модели разных ROM-моделей двигателя, и время, затраченное процессором

Комплексный расчет летных характеристик

В заключение включим ROM-модели двигателя в комплексную модель самолета для определения его летных характеристик.

Чтобы сравнить результаты для разных ROM-моделей, мы выбрали высокоуровневый показатель расчетной воздушной дальности (*Specific Air Range, SAR*). SAR определяется как расстояние, пройденное воздушным судном в морских милях на один килограмм израсходованного топлива. Это синтетический показатель для оценки как работы двигателя, так и динамических характеристик полета, что делает его хорошим инструментом для оценки различий при использовании разных ROM-моделей. На рис. 14 показано изменение SAR на первом участке полета (вместе с профилем высоты). Вторая диаграмма отображает затраты процессорного времени.

Нейронная сеть по-прежнему обеспечивает самый быстрый расчет. Однако разница по сравнению с подходом, основанном на анализе физических явлений, здесь менее выражена, чем в рассмотренном до того случае расчета характеристик двигателя, взятых отдельно. В сравнении с базовой моделью, нейросетевая модель позволяет уменьшить процессорное время вычислений по комплексной модели в 37 раз – против 2500 раз при расчете отдельных характеристик. Причина в том, что в комплексной модели есть и другие части, которые и ответственны за замедление решателя. Тем не менее, это серьезное достижение. Если бы мы хотели ускорить вычисления еще больше, нам пришлось бы искать способы применить методы понижения порядка моделей к другим подсистемам турбовинтового двигателя.

Заключение

В этой статье я показал, как методы понижения порядка моделей помогают ускорить расчеты. Мы использовали два из этих методов, переработав базовую модель турбовинтового двигателя.

У каждого метода есть свои преимущества и недостатки:

- Снижение порядка, основанное на анализе физических явлений, требует детального понимания моделируемых процессов, особенностей инструмента для расчета и принципов работы решателя. Этот метод в основном направлен на уменьшение количества переменных состояния и понижение максимального значения моделируемых частот.

• Искусственная нейронная сеть, метод глубокого обучения, подразумевает другой подход. Всё начинается с набора данных входа/выхода для модели (системы), на котором алгоритмы обучаются воспроизводить корреляции между входными и выходными данными. Такие модели очень эффективны с вычислительной точки зрения. С другой стороны, отсутствует возможность анализировать особенности происходящих в объекте физических явлений, которые имитируются нейронной сетью. Их ограничение складывается с ограничениями исходной модели. Наконец, их область действия, определяемая выбором ввода/вывода и широтой набора данных, привлекаемого для обучения алгоритма, должна тщательно выбираться.

Я надеюсь, что эта статья дала вам несколько полезных советов по понижению порядка модели, и что вы сможете использовать их для ускорения выполнения расчетов или обеспечения их совместности в реальном масштабе времени. 🍷

Об авторе

Federico Cappuzzo занимает должность менеджера по продукту *Simcenter Amesim* в компании *Siemens Digital Industries Software*, направление *Aerospace & Defense*. По его мнению, системное моделирование позволит решить проблемы, стоящие перед авиакосмической промышленностью. В настоящее время его работа направлена на доказательство преимуществ системного моделирования летных характеристик летательных аппаратов, гибридно-электрических силовых установок, а также автономных дронов.

Дополнительная информация

• О нововведениях в решениях *Simcenter 2020.2* рассказывается в [блоге](#).

• Научиться оценивать характеристики региональных самолетов с обычными и гибридными силовыми установками можно с помощью [видеоролика](#).

◆ Новости компании *Siemens Digital Industries Software* ◆

Независимая компания *Forrester Research* назвала *Siemens* лидером в сфере *PLM*

По сообщению *Siemens Digital Industries Software*, независимая исследовательская и консалтинговая компания *Forrester Research* (<https://go.forrester.com>) объявила её лидером в области решений по управлению жизненным циклом изделий (*PLM*).

Siemens и еще ряд компаний были приглашены для участия в проводимом компанией *Forrester* исследовании “*Forrester Wave: управление жизненным циклом изделия в дискретном производстве. Первый квартал 2021 г.*”. В рамках исследования рассматривался пакет *Teamcenter* и шесть других *PLM*-платформ. По итогам компания *Siemens* заняла верхние строчки рейтинга в категории “Текущие предложения”, разделила 1-е место в категории “Стратегия” и набрала максимально возможное количество баллов в категории “Присутствие на рынке”.

“Уже более 20 лет множество инновационных предприятий выбирают *Teamcenter* в качестве *PLM*-решения и основы всей стратегии цифровой трансформации. Компания *Siemens* гордится тем, что названа лидером в области *PLM*-технологий, и выражает признательность компании *Forrester Research*”, – заявил в этой связи **Джо Богман** (*Joe Bohman*), старший вице-президент компании *Siemens Digital Industries Software* по системам поддержки совместной работы. – “Выпустив версию *Teamcenter X*, мы проложили путь к максимально быстрому внедрению построенного на современной облачной платформе полнофункционального *PLM*-решения, которое растет вместе с ростом потребностей заказчиков”.

Как указано в отчете: “Компания *Siemens* поделилась с *Forrester* концепцией и планами дальнейшего развития предназначенных для дискретного производства инновационных *PLM*-решений, а также партнерской экосистемы и стратегии цифровой трансформации”.

Кроме того, система *Teamcenter* была особо отмечена за демонстрацию “выдающихся функциональных возможностей в области управления требованиями, автоматизированного проектирования, управления конструкторскими спецификациями, управления жизненным циклом встроенного программного обеспечения, технологической подготовки производства, создания цифровых двойников, численного моделирования, поддержки совместной работы специалистов, платформ интернета вещей, аддитивного производства, разработки пользовательских интерфейсов, интеграции и настройки, архитектуры приложений и средств разработчика”.

В отчете *Forrester* также упоминается, что компания *Siemens* обладает “колоссальным опытом международной работы в сфере управления жизненным циклом. Её решения особенно привлекательны для предприятий, выпускающих продукцию со встроенным программным обеспечением, а приобретение компании *Mendix* открывает новые возможности разработки пользовательских приложений практически без необходимости писать код”.

Дополнительная информация по отчету *Forrester Wave* представлена в [блоге](#) на сайте <https://blogs.sw.siemens.com>. 🍷