

ОПТИМИЗАЦИЯ СИНТЕЗА В САПР СПЕЦИАЛИЗИРОВАННЫХ ВЫЧИСЛИТЕЛЕЙ С ПОМОЩЬЮ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Бураков И.А. (федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский университет ИТМО»)

Научный руководитель – к.т.н., доцент Пенской А.В.

(федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский университет ИТМО»)

При разработке системы автоматического проектирования специализированных процессоров приходится решать вычислительно сложную задачу синтеза управляющей программы и микроархитектуры для заданного алгоритма. Предлагается применить машинное обучение с целью реализации статистически обоснованных эвристических алгоритмов неполного перебора, справляющихся с поставленной задачей за приемлемое для практического использования системы время.

В основные задачи системы автоматического проектирования (САПР) специализированных процессоров входит разработка или синтез расписания программы вычислительного процесса, соответствующего заданному алгоритму. Этот процесс включает в себя определение конкретной конфигурации набора используемых шин и вычислительных блоков (регистры, сумматоры, интерфейсы ввода/вывода и прочие), что будет называться далее микроархитектурой. Существует очень много вариантов организации вычислительного процесса специализированного вычислителя для любого заданного алгоритма, в связи с чем осуществление полного перебора возможных микроархитектур не представляется возможным. Чтобы САПР получала результат за приемлемое время, требуется оптимизировать процесс синтеза с помощью применения решений эвристического характера.

Автору известны решения на основе неполного перебора, суть которых в наложении ограничения на множество рассматриваемых вариантов. Ограничения накладываются из соображений разумности с точки зрения авторов алгоритма. Успешность подобных решений определяется прежде всего удачностью выбранных критериев для формирования множества перебора. Чем меньше мощность этого множества и строже ограничения, тем больше эффективность алгоритма зависит от выбранных критериев, что может приводить к неоптимальному результату. С другой стороны, ослабление ограничений и увеличение мощности множества перебора неизбежно ведёт к росту вычислительной сложности процесса синтеза. Таким образом, обоснованный выбор критериев ограничения множества перебора является критичным этапом в оптимизации процесса синтеза с помощью алгоритмов неполного перебора.

Предлагается реализовать статистически обоснованный механизм ограничения мощности множества рассматриваемых вариантов, используя индуктивные алгоритмы машинного обучения. Такие алгоритмы выявляют общие для какой-либо предметной области закономерности на основе известного конечного набора эмпирических данных. Решение реализуется и тестируется в системе автоматического проектирования специализированных вычислителей НИТТА.

В данной системе существует структура данных, представляющая процесс синтеза и принятые решения в виде дерева. Каждая вершина в этом дереве – состояние процесса синтеза, а каждое ребро – переход в соответствии с принятым в процессе синтеза решением. В каждой вершине имеется множество решений, которые можно принять, то есть множество рёбер, куда можно продолжать движение по дереву синтеза. Кроме того, имеется возможность локально оценить выгодность принятия каждого из возможных решений с помощью действительной целевой функции над полем выбранных для оценки численных критериев, содержащих в себе информацию о текущей микроархитектуре и состоянии процесса синтеза.

Подбор данной целевой функции – одна из главных задач при реализации подобного эвристического алгоритма неполного перебора. Суть предлагаемого решения заключается в том, чтобы в роли данной функции поставить модель, обученную на заранее посчитанном массиве данных из относительно полных деревьев синтеза для разных синтезируемых алгоритмов с минимальными ограничениями на количество рассматриваемых вариантов.

В качестве модели используется нейронная сеть, численно оценивающая привлекательность пути развития из отдельно взятой вершины. Входными данными для неё являются численные векторы с параметрами как оцениваемого пути развития, так и ранее принятых решений. Выходные данные или метки, к которым будут стремиться ответы тренируемой модели, содержат оценку пути развития, идеальную по точности, так как она посчитана на основе заранее вычисленных результатов процесса синтеза. Модель, таким образом, будет содержать в себе накопленные эмпирические знания относительно того, какие решения приводят к более эффективно организованным результатам синтеза, а какие нет.

Оптимальный набор параметров для составления вектора входных данных тоже может быть получен в процессе обучения. Для этого необходимо подать на модель избыточный набор из всех доступных метрик и применить такие техники, как L1-регуляризация. В процессе обучения в функцию ошибки будет включено наказание для модели за количество ненулевых весов, что вынудит её сойтись к решению, использующему только наиболее значимые критерии. Их можно будет оставить для дальнейшей эксплуатации, а остальные исключить, что сэкономит вычислительные ресурсы. Преимуществом такого подхода перед ручным выбором критериев будет наличие статистического обоснования возможности пренебречь влиянием подобных оптимизаций на качество результата.

Таким образом, предложенный метод позволяет получить статистически обоснованную целевую функцию, с помощью которой реализуется эффективный алгоритм синтеза расписания программы. Данный алгоритм может быть внедрён в систему автоматического проектирования специализированных вычислителей НИТГА с целью получения вычислительно оптимальной реализации процесса синтеза.

Бураков И.А.

Подпись

Пенской А.В.

Подпись