

География приложений вейвлет-анализа очень широка. Например, в [3] на основе вейвлет-анализа выявлена существенная многомасштабность временных колебаний среднегодовой глобальной температуры воздуха за последние 150 лет. Делается вывод о некорректности использования традиционных средств тестирования стационарных случайных процессов без предварительного разделения колебаний на нестационарную (тренд) и осцилляторную части при изучении современных изменений климата. Прогнозируется возможная приостановка дальнейшего роста глобального потепления или, по крайней мере, его замедление.

Одним из направлений приложений вейвлет-анализа является исследование свойств фрактальных объектов различной природы и, в частности, определение фрактальной размерности, так, в [4] указанный подход используется при анализе временных рядов отклонений температуры от среднемесячных значений на метеорологической станции Фрунзе (Бишкек) за период 1931-1998 гг.

Литература

1. Логинов, В.Ф. Практика применения статистических методов при анализе и прогнозе природных процессов / В.Ф. Логинов, А.А. Волчек, П.В. Шведовский – Брест: Изд-во БГТУ, 2004.
2. Астафьева, Н.М. Региональная неоднородность климатических изменений / Н.М. Астафьева, М.Д. Раев, Н.Ю. Комарова.
3. Сонечкин, Д.М. Оценка тренда глобального потепления с помощью вейвлетного анализа / Д.М. Сонечкин, Н.М. Даценко, Н.Н. Иващенко – Известия РАН. Физика атмосферы и океана – № 2, – Т.33, 1997.
4. Козлов, П.В. Вейвлет-преобразование и анализ временных рядов / П.В. Козлов, Б.Б. Чен – Вестник КРСУ. – 2002. – № 2.

УДК 681.324

АНАЛИЗ ПОДХОДОВ К РЕШЕНИЮ И ТЕСТИРОВАНИЮ NP-ПОЛНЫХ ЗАДАЧ

Сечко Ю.Н., Матюшков Л.П.

УО «Брестский государственный технический университет», г. Брест

Развитие приближенных методов решения NP-полных задач идет в направлении их решения за приемлемое время с возможно меньшими отклонениями от оптимального ответа. Этот раздел исследований начинает становиться одним из важных в создании методов искусственного интеллекта (ИИ) для решения NP-полных задач, например, использование нейронной сети (НС) Хопфилда к решению задач комбинаторной оптимизации и др. [1] Сама природа задач фактически относит их к этому классу методов, поэтому большинство авторов вынуждено в целях ускорения решения и повышения его качества совершенствовать различные «эвристические» элементы и приемы, предлагать методы обучения НС особой конструкции, причем постепенно усиливается развитие тех из них, которые еще позволяют и динамическую настройку НС.

Классическим объектом из этой области является задача коммивояжера (ЗК), на которой можно проиллюстрировать все типичные подходы к решению NP-полных задач. В методах ее решения, как и других NP-полных задач, авторы стараются сохранить одно важное свойство: не терять возможности получить оптимальный ответ и ограничиться несколько худшим решением при лимите ресурсов (время ожидания результата (скорость обучения), переполнение памяти, ограничения в системах программирования и др.). Пространство поиска различных маршрутов, как указано в [1], равно $n!/(2n)$.

ЗК относится к классу задач комбинаторики, на которой можно проводить различные исследования, она также стала объектом приложения нейросетевых методов. В ее классической постановке требуется из исходного пункта объехать все остальные заданные пункты по кратчайшему маршруту, т.е. фактически за наименьшую стоимость, побывав в каждом пункте один раз, и вернуться в исходный. Расстояния (в общем случае стоимости проезда) между пунктами можно задать в виде квадратной матрицы A размерностью $n \times n$, где n – количество пунктов, a_{ij} – расстояние между пунктами i и j . В реальных ситуациях $a_{ij} \neq a_{ji}$ (например, одностороннее движение или пробки на дорогах). В общем случае ЗК не может опираться на геометрические понятия расстояния, поэтому основанные на них алгоритмы применять нельзя.

Основными точными методами решения ЗК являются метод полного перебора, общий метод ветвей и границ, метод Литтла, хорошо себя зарекомендовали и некоторые нейросетевые методы. В частности, Хопфилдом и Тенком была построена модель, которая для нескольких десятков городов в экспериментах позволила находить близкие к оптимальным решения за приемлемое время.

В оценке результатов решения разумно с позиций практики рассматривать различные конкурирующие методы как между собой, так и среди нейросетевых. Поскольку задача является NP-полной, можно найти оптимальное решение, перебрав все варианты, но такой подход не всегда осуществим из-за больших затрат времени даже при решении на мощных ЭВМ.

Общий метод ветвей и границ заключается в том, что можно не продолжать ветвление из данной вершины графа-дерева, если некоторая оценка в этой вершине достигнет порогового значения. Если принять за исходный пункт 1 начала движения корневую вершину графа-дерева, то любой вариант обхода всех пунктов будет определяться как сумма стоимостей конкретных ветвей графа по кольцевому маршруту. Тогда любая известная часть маршрута будет иметь точную оценку $F_{\text{факт}}$ (фактически пройденный путь до промежуточной вершины j) и оптимистическую оценку $F_{\text{опт}}$ для завершения маршрута. Ветвление из данной вершины можно не рассматривать, если ее суммарная оценка превысила пороговое значение или равна ему.

Оценка вершины j складывается из $F_{\text{факт}}$ и оценки $F_{\text{опт}}$, такой, что фактически оставшийся путь будет больше или равен ей. Для ускорения вычислений $F_{\text{опт}}$ можно считать равной сумме минимальных путей из тех вершин, которые еще не пройдены. Таким образом, в начальной вершине 1 $F_{\text{факт}} = 0$, а $F_{\text{опт}}$ равна сумме минимальных чисел в каждой строке входной матрицы A . Исходя из структур конкретных задач, можно принимать и другие функции, однако выбор во всех случаях зависит от человека. Пороговое значение $F_{\text{рек}}$ называется текущим рекордом, и оно равно длине лучшего маршрута, найденного на данный момент. Большое значение имеет выбор начального $F_{\text{рек}}$, т.к. чем меньше его значение, тем больше вершин отсекается при ветвлении. В качестве начального значения $F_{\text{рек}}$ можно принимать длину пути, найденного по принципу FIFO (первый пришел – первый обслуживаешься), т.е. стратегии всегда идти в ближайший пункт.

Используя эти соображения, можно описать следующий алгоритм:

- 1) Отыскать начальное значение $F_{\text{рек}}$
- 2) Из выбранной вершины i (начальная вершина $i=1$) построить все одношаговые пути в вершины j , которые не встречаются на пути из i в j , получить их оценки $F = F_{\text{факт}} + F_{\text{опт}}$, включить во множество V рассматриваемых вершин те из них, в которых $F < F_{\text{рек}}$.

3) Если множество V будет пустым, то $F_{рек}$ объявляется оптимальным ответом. Если среди вершин, построенных из i , нет таких, что их оценка $F < F_{рек}$, то выбрать из множества V вершину с минимальной оценкой и перейти к пункту 2. Если во множестве V присутствует несколько вершин с одинаковой оценкой, то выбирается вершина на наиболее дальнем ярусе от корня, а при наличии нескольких таких вершин на одном ярусе выбирается вершина в лексикографическом порядке.

4) Если построена концевая вершина графа и ее оценка $F < F_{рек}$, то F становится новым $F_{рек}$.

5) Выбрать из множества V при условии, что оно не пустое, вершину с минимальной оценкой и перейти к пункту 2.

Изложенный алгоритм легко запоминается и программируется, а также может быть использован при «ручном» решении. Однако он обладает следующими недостатками:

1) Выбранная проверка устраняет просмотр некоторых частей дерева, но на самом деле она может оказаться достаточно слабой и допускать глубокое проникновение внутрь дерева до того, как ветви отсекаются как бесперспективные [4].

2) Получаемое множество V вершин становится очень велико, прежде чем количество отсекаемых вершин превысит количество добавляемых в процессе решения. В таких случаях память переполняется (требуется 300 Мбайт и более).

3) Сложность выборки из большого ($\approx 10^6$ элементов) множества V вершины с минимальной оценкой. Поиск минимального элемента в массиве, его сортировка перед очередной выборкой, как выяснилось на практике, не эффективны. Наилучших результатов позволяет добиться использование сбалансированного бинарного дерева и сортировка подсчетом (при небольших числах во входной матрице A).

Одним из возможных способов преодоления такого рода трудностей является контроль за занимаемым промежуточными результатами объемом памяти и переходом на приближенный метод решения, если объем требуемой памяти близок к максимально допустимому значению. В этом случае можно взять 1-15 вершин с наименьшей оценкой и достроить из этих вершин маршруты по принципу FIFO, что приведет уменьшению занимаемого объема памяти, а также, возможно, позволит улучшить $F_{рек}$. Следует также отметить, что при таком подходе метод ветвей и границ может сходить за заданное время, а при его превышении решение получается с некоторой погрешностью.

Другим способом является модификация оценочной функции с учетом реально пройденных путей. Можно попытаться корректировать $F_{опт}$ следующим образом: по достижении некоторого яруса дерева проанализировать 1-ый столбец матрицы A и найти минимальное значение пути в пункт 1 из тех вершин, которые еще не пройдены. Пусть этот путь будет равен $jmin$. Тогда вместо минимального числа в строке i , в которой на первой позиции находится $jmin$, можно будет прибавить к оптимистической оценке значение $jmin$. Пусть минимальное число в i -той строке равно $imin$. Тогда в худшем случае $imin=jmin$ и увеличение $F_{опт}$ не происходит. В остальных случаях $jmin$ будет больше $imin$, что приведет к росту $F_{опт}$, более обоснованному и быстрому отсечению вершин.

По сравнению с общим методом ветвей и границ метод Литтла показывает лучшие результаты и при этом остается точным, не приводит к переполнению памяти. Однако на некоторых примерах время решения задачи получается неприемлемым. Это связано с тем, что при наличии в матрице A большого количества одинаковых или очень мало отличающихся друг от друга элементов процедуры оценки нулей перестают быть эффективными, и много времени тратится на исследование маршрутов-дубликатов, уменьшение же временных затрат возможно при приближенном решении.

Таким образом, анализ известных методов показывает их уязвимость в зависимости от подбора исходных данных, что толкает исследователей к новому поиску методов решения с учетом особенностей прикладных задач и обеспечение гарантии получения ответа за приемлемое время. Нейросетевые подходы позволяют переложить сложности такого рода на ЭВМ за счет обучения соответствующих НС (Хопфилда и др).

Чтобы вынести практические рекомендации пользователю для его класса задач с имеющимися у них особенностями, разумно использовать процедуру тестирования для всех подходящих методов по общей схеме. Сложность проблемы составления тестов обнаруживается при проведении различных экспериментов. Ее суть состоит в том, что трудно найти эффективный способ конструирования тестовых примеров. Это может привести нас к мысли использовать методы ИИ и в таких целях. Наши эксперименты подтвердили трудность решения задачи создания исходных данных. В частности, универсальный метод генерирования матриц на основе реализации вероятностного закона оказался неэффективен. Это привело нас к выводу необходимости анализа среды заказчика и составления тестовых примеров с учетом ее особенностей.

Литература

1. Комарцова, Л.Г. Нейрокомпьютеры: учеб. пособие для вузов / Л.Г. Комарцова, А.В. Максимов. – М.: МГТУ им. Баумана, 2004. – 400 с.
2. Матюшков, Л.П. О решении методом ветвей и границ дискретных задач: сб. статей VII международной научно-практической конференции «Наука и образование в условиях социально-экономической трансформации общества» ч. 2 / Л.П. Матюшков, Г.Л. Матюшкова – г. Брест: Изд. Лавров С.Б., 2004. – С. 364-367
3. Матюшков, Л.П. Обучение использованию метода ветвей и границ в распределительной логистике: сб. статей «3-я международная научно-практическая конференция «Устойчивое развитие экономики: состояние, проблемы, перспективы» / Л.П. Матюшков, Г.Л. Матюшкова, Н.И. Зайцева – г. Пинск: Полесский ГУ, 2009 – С. 184
4. Рейнгольд, Э. Комбинаторные алгоритмы. Теория и практика. / Э. Рейнгольд. Ю. Нивергельт, Н. Део – М.: Мир, 1980 – 478 с.

УДК 621.865.8

АВТОНОМНЫЙ МОБИЛЬНЫЙ МИКРОКОНТРОЛЛЕРНЫЙ СТЕНД

Склипус, Д.Б.

УО «Брестский государственный технический университет», г. Брест

В современном мире происходит постоянное наращивание роботизации различных областей промышленности, сельского хозяйства, сферы обслуживания. В последнее время в рамках этой тенденции наблюдается также и увеличение доли использования автономных мобильных роботов, выполняющих задачи, связанные с перемещением в пространстве. Благодаря широкому распространению дешевых и простых в реализации средств связи и портативных вычислительных систем для данного направления робототехники прогнозируется скачкообразный рост. Ведущие профильные вузы реагируют на наличествующий и ожидаемый в будущем спрос введением дополнительных учебных курсов.