Оглавление

Введение

В настоящее время большое распространение во всем мире получают программные средства, основанные на технологии и методах искусственного интеллекта. Экспертные системы, нейронные сети и другие программные средства значительно увеличивают число практически значимых задач, которые можно моделировать и решать на компьютере.

В последнее время возрос интерес к решению задач математического программирования с помощью методов интеллектуальной оптимизации, все более востребованным становится решение задач возможностного программирования, коэффициенты которых являются нечеткими числами. В работе [4] была исследована одна из моделей задачи возможностного программирования (модель уровневой оптимизации при ограничении по возможности) и была доказан теорема, позволяющая построить для нее эквивалентный детерминированный аналог. Было установлено, что в случае, когда параметры задачи не являются минисвязанными, получаемый детерминированный эквивалент является задачей негладкой и невыпуклой. В [2] был описан подход числового решения эквивалентного детерминированного аналога с помощью генетических алгоритмов. В настоящей работе продолжаются исследования, начатые в этой области, и проводится сравнительный анализ эффективности ряда методов интеллектуальной оптимизации для решения полученного детерминированного эквивалента.

Таким образом, цель данной работы: провести качественный анализ эффективности работы методов интеллектуальной оптимизации для решения эквивалентного детерминированного аналога задачи возможностного программирования (модель уровневой оптимизации при ограничении по возможности).

Для выполнения поставленных целей необходимо решить следующие задачи:

изучить математический аппарат, необходимый для решения задач классического и возможностного математического программирования;

изучить метод оптимизации на основе генетических алгоритмов;

изучить методы интеллектуальной оптимизации;

построить выборку для проведения сравнительного анализа: совокупности параметров для 3-х, 4-х и 5-ти мерной модели соответствующей задачи возможностной оптимизации – удовлетворяющую условию невырожденности области определения детерминированного эквивалента; для каждой задачи получить эквивалентный детерминированный аналог;

разработать программный комплекс, реализующий выбранные методы интеллектуальной оптимизации;

провести сравнительный анализ эффективности работы выбранных методов и сделать соответствующие выводы.

Искусственный интеллект

Искусственный интеллект – наука и технология создания интеллектуальных машин, особенно интеллектуальных компьютерных программ. Он связан со сходной задачей использования компьютеров для понимания человеческого интеллекта, но не обязательно ограничивается биологически правдоподобными методами. [16]

Одно из частных определений интеллекта, общее для человека и «машины», можно сформулировать так: «Интеллект – способность системы создавать в ходе самообучения программы для решения задач определённого класса сложности и решать эти задачи». [16]

Существует несколько направлений среди моделей и методов исследования искусственного интеллекта:

моделирование рассуждений: необходимо создать символьную систему, которой будет дана некая задача, а в результате ее работы требуется получить решение этой задачи;

обработка естественного языка: анализ того, как можно понять, обработать и сгенерировать текст на человеческом языке;

машинное обучение: в процессе работы интеллектуальная система сама получает некоторые знания;

 генетический подход: пусть есть несколько алгоритмов, которые мы назовем «родители». Тогда если взять у этих алгоритмов наилучшие характеристики и присвоить их какому-то новому алгоритму («потомку»), то этот «потомок» будет более эффективным.

 роевой интеллект.

Роевой интеллект

Общее описание

Роевой интеллект описывает коллективное поведение децентрализованной самоорганизующейся системы. Рассматривается в теории искусственного интеллекта как метод оптимизации. [16]

Системы роевого интеллекта – это множество агентов, которые взаимодействуют между собой и с окружающей средой. При локальном взаимодействии агенты, которые поодиночке довольно просты, создают так называемый роевой интеллект. Примером могут быть рой пчел, птиц, колония муравьев, стая рыб и т.д.

Насекомые, живущие колониями, выполняют свою работу совместными усилиями. При этом в отличие от людей, к примеру, у них нет никакого руководителя. Групповой интеллект животных часто превосходит умственные способности одной особи. Например, рой пчел может решать сложнейшие задачи, немыслимые для единичной особи: находить путь к источникам пищи, защищать свою территорию и т.д. То есть если отдельно взятая пчела – довольно примитивное создание, то целый рой пчел способен эффективно решать свои задачи. Все это становится возможным благодаря роевому интеллекту. Таким образом, можно сказать, что рой (или рой пчел, муравейник, стая рыб и т.д. в каждом из случаев) – это отдельная особь со своими целями, стремлениями, проблемами, т.е. это – единый интеллект.

Разгадка данного природного феномена может принести большую пользу людям различных профессий, а также науке и технике. Создающиеся компьютерные модели, описывающие поведение живой природы, уже применяются для создания различных математических алгоритмов, позволяющих решать сложнейшие задачи (составление расписания авиарейсов, оптимальных маршрутов и т.д.).

Примеры алгоритмов роевого интеллекта

Ниже представлены изученные аппроксимационные (**Аппроксимация - научный метод, состоящий в замене одних объектов другими, в том или ином смысле близкими к исходным, но более простыми. Аппроксимация позволяет исследовать числовые характеристики и качественные свойства объекта, сводя задачу к изучению более простых или более удобных объектов (например, таких, характеристики которых легко вычисляются, или свойства которых уже известны). [16]**) алгоритмы роевого интеллекта, различные варианты которых существуют как для задач одно-, так и многокритериальной оптимизации. Алгоритмы, вдохновленные поведением живой природы:

муравьиный алгоритм [16];

пчелиный алгоритм [5];

светлячковый алгоритм [6];

кукушкин поиск [12];

сорняковый алгоритм$ $[12];

обезьяний поиск$ $[12];

тасующий алгоритм прыгающих лягушек [12];

алгоритм летучей мыши [12];

оптимизация передвижением бактерий [8];

метод роя частиц [16].

Алгоритмы, основанные на поведении неживой природы и человеческого общества:

гармонический поиск [12];

алгоритм гравитационного поиска [12];

стохастический диффузионный поиск [9].

Для решения поставленной задачи были выбраны:

муравьиный алгоритм;

метод роя частиц;

пчелиный алгоритм;

светлячковый алгоритм,

т.к. данные алгоритмы основаны на поведении живой природы, сходны по своему строению.

Муравьиный алгоритм

Отдельный муравей не может принять ни единого решения, т.к. он устроен довольно примитивно: все его действия – это элементарные реакции на окружающую среду и других особей. Муравей не может самостоятельно принимать решения, делать какие-либо выводы, анализировать.

Однако, муравьи очень успешны как вид: существуя на планете более 100 миллионов лет, они строят огромные муравейники, обеспечивают себя и свои жилища всем необходимы. Если сравнивать достижения целой колонии муравьев и отдельной особи, то первые кажутся просто невообразимыми.

 Добиться таких успехов муравьи могут благодаря тому, что они живут в коллективе – колонии, и, таким образом, формируют роевой интеллект. Эффективность деятельности колонии зависит лишь от качества взаимодействия особей, отдельный муравей не обязательно должен быть «умным».

 Колония муравьев – это самоорганизующаяся единица, где нет доминирующих особей. Координацию действий, дачу и выполнение указаний совершают все муравьи колонии, а не отдельная особь.

 Муравей может знать только об окружающей его локальной обстановке, но не обо всей ситуации в целом. Причем знания он может получать либо сам, либо от своих сородичей, явно или неявно. На неявных взаимодействиях муравьев основаны механизмы поиска кратчайшего пути от муравейника до источника пищи.

 Когда муравей совершает путь до источника пищи и обратно, он оставляет за собой след – дорожку феромонов. Другие муравьи, почувствовав такие следы на земле, будут инстинктивно устремляться к своему сородичу, оставившему данный след. При этом, каждый муравей, проходящий по этому пути, также будет оставлять за собой феромоны, что будет в итоге определять его (пути) привлекательность. Соответственно, чем больше муравьев пройдет по одной дорожке, тем привлекательнее для других будет этот путь. Кроме того, чем короче данный путь, тем меньше времени требуется муравьям, чтобы его пройти, и, соответственно, феромоны, оставленные особями, будут заметнее.

Описанный природный механизм был заимствован для решения задач оптимизации, вследствие чего уже существуют различные муравьиные алгоритмы, основанные на поведении колонии муравьев в природе.

Здесь используются многоагентные системы (**Многоагентная система - система, образованная несколькими взаимодействующими интеллектуальными агентами (разумными сущностями, наблюдающими за окружающей средой и действующими в ней, при этом их поведение рационально в том смысле, что они способны к пониманию и их действия всегда направлены на достижение какой-либо цели). [16]**), агенты которых функционируют по крайне простым правилам. [19] Эти правила довольно эффективны при использовании в решении сложных комбинаторных задач (например, задача коммивояжера (**Задача коммивояжёра - одна из самых известных задач комбинаторной оптимизации, заключающаяся в отыскании самого выгодного маршрута, проходящего через указанные города хотя бы по одному разу с последующим возвратом в исходный город. [16]**)).

Заключение

В ходе написания магистерской диссертации был изучен математический аппарат возможностной оптимизации, метод оптимизации с помощью генетических алгоритмов, а также алгоритмы интеллектуальной оптимизации.

Для исследований была выбрана модель уровневой оптимизации с ограничениями по возможности. Сравнительный анализ выполнен для задач с тремя, четырьмя и пятью параметрами. Для проведения анализа была сгенерирована выборка из 300 задач (по 100 на каждую размерность), удовлетворяющих условиям невырожденности области определения детерминированного эквивалента.

Разработан программный комплекс, реализующий алгоритмы интеллектуальной оптимизации, с помощью которых были проведены эксперименты.

После решения задач выбранными алгоритмами был проведен сравнительный анализ эффективности работы исследуемых алгоритмов интеллектуальной оптимизации.

 Таким образом, все задачи магистерской диссертации выполнены, цели достигнуты.