

PECULIARITIES OF OPTIMISATION TASKS IN INTELLIGENT SYSTEMS

Kremena Arsova-Borisova, Veselin Hristov

University of Mining and Geology “St. Ivan Rilski”, 1700 Sofia; E-mail: kremena.arsova@mgu.bg, veso@mgu.bg

ABSTRACT. The distinctive characteristics of the optimisation tasks of intelligent systems are described. The focus is on specific problems and their solutions through heuristic and metaheuristic approaches, adaptive algorithms, and hybrid models.

Key words: intelligent systems, optimisation, algorithms, AI

ОСОБЕНОСТИ НА ОПТИМИЗАЦИОННИТЕ ЗАДАЧИ ПРИ ИНТЕЛИГЕНТНИТЕ СИСТЕМИ

Кремена Арсова-Борисова, Веселин Христов

Минно-геоложки университет „Св. Иван Рилски“, 1700 София

РЕЗЮМЕ. Описани са отличителните характеристики на задачите за оптимизация на интелигентните системи. Фокусира се върху специфичните проблеми и техните решения чрез евристични и метоевристични подходи, адаптивни алгоритми и хибридни модели.

Ключови думи: интелигентни системи, оптимизация, алгоритми, изкуствен интелект

Въведение

През последните години в много от компютърните системи се влагат средства от изкуствения интелект. Целта е развитие на информационните технологии на ново интелигентно ниво, а компютърните системи да станат полезни. Това могат да са софтуерни системи от различни видове, като се започне от операционни системи, системи за работа в офиса, системи за инженерно проектиране и се стигне до информационно търсещи системи, системи за подпомагане взимане на решения и много други. Средства на изкуствения интелект се влагат и при управлението на технологични процеси, транспортни средства и системи, роботизирани комплекси, автономни машини като автомобили, дронаве, минно-добивни машини и др. Прието е всички тези системи с изкуствен интелект да се наричат интелигентни системи.

Интелигентната система (ИС) е сложна компютърна система, която може да придобива, анализира и отговаря чрез данните, които събира от заобикалящата я среда и да имитира определени аспекти на човешкия интелект. Тя може да работи и да комуникира с други агенти, например потребители или други компютърни системи. Може да се учи от опита си и да се адаптира според текущите данни. ИС може да поддържа дистанционно наблюдение и управление.

Оптимизация на интелигентни системи

Различни аспекти от функционирането на интелигентните системи могат да бъдат оптимизирани с цел подобряване на производителността, ефективността, надеждността и удовлетворението на потребителите. Например:

- Подобряване на дизайна на системата – може да включва идентифициране и елиминиране на пречките и неефективността в архитектурата и алгоритмите на системата.

- Използване на по-ефективни представяния на данни - това може да е използване на по-компактни представяния на данни или използване на такива, които са по-подходящи за конкретните задачи, които системата трябва да изпълни.
- Използване на по-ефективни алгоритми - търсят се алгоритми, които могат да решат задачите на системата по-бързо и точно.
- По-добро обучение на системата - може да помогне на системата да научи по-сложни модели и връзки в данните, което може да доведе до подобрена производителност.
- Постигане на хардуерно ускорение - включва използването на специализиран хардуер, като GPU (Graphics processing unit) или FPGA (Field programmable gate array - програмируема логическа матрица), за ускоряване на изпълнението на алгоритмите на системата.

Възможно е да се оптимизират и конкретни елементи на интелигентната система, както и аспекти от тяхното функциониране. Например:

- Компресия на модела - намалява се размерът на модела за машинно обучение, без да се жертва твърде много производителност. Може да се направи чрез техники като подрязване, квантуване и извличане на знания.
- Избор на алгоритъм - включва избор на правилния алгоритъм за конкретна задача, като се вземат предвид фактори като вида на данните, желаната точност и наличните изчислителни ресурси.
- Многопараметрична оптимизация - извършва се настройка на параметрите на алгоритъма за машинно обучение, за да се постигне възможно най-добра производителност. Това може да се направи ръчно или с помощта на автоматизирани техники като например байесова оптимизация.
- Аугментация (увеличаване) на обучаващи данни - създават се нови данни за обучение от съществуващи данни чрез прилагане на различни техники и трансформации, като изрязване,

обръщане и завъртане на изображения, промени в яркостта, контраста и наситеността и др. Това може да помогне на системата да се обучи да прилага по-ефективни модели, които са по-малко склонни към пренастройване или преобучение.

- Ансамбълно обучение - включва комбиниране на прогнозите на множество модели на машинно обучение, за да се получи по-точна прогноза. Може да се направи чрез техники като опаковане, подсилване и подреждане.
- Потребителски интерфейси - намаляване на времето, необходимо на системата да реагира на действията на потребителя; подобряване на интуитивността на използване на интерфейсите; осигуряване на достъпност за потребители с различни потребности.
- Комуникационни мрежи - оптимизиране на скоростта на пренос на данни за максимизиране на ефективността на честотната лента и минимизиране на претоварването на мрежата; намаляване на забавянето на комуникацията между компонентите на системата за подобряване на цялостната ѝ реакция.

Оптимизирането на интелигентните системи допринася за цялостното повишаване на тяхната полезност, ефективност, надеждност и скалируемост.

Особености на оптимизационните задачи в интелигентните системи

При оптимизацията на интелигентни системи могат да се прилагат традиционните методи като: линейно и нелинейно програмиране, динамично оптимизиране, оптимален контрол и др. Оптимизацията може да бъде чрез формални и неформални (евристични) методи. Оптимизационните задачи в ИС се характеризират с някои особености, които ги отличават от традиционните оптимизационни задачи. Тези особености могат да бъдат класифицирани най-общо в три категории:

- Висока (голяма) размерност и сложност;
- Несигурност и непълна информация;
- Ограничения в реално време;

Висока размерност и сложност

Високата размерност и сложност в задачите за оптимизиране на ИС са критична област на изследване на изкуствения интелект (AI). Тъй като AI системите стават все по-сложни и се прилагат към по-сложни проблеми, броят на променливите и сложността на връзките между тях могат да нараснат експоненциално. Това може да направи трудно или дори невъзможно традиционните алгоритми за оптимизация да намерят оптималното решение. Първо, пространството за търсене нараства експоненциално с броя на променливите, което затруднява изчерпателното търсене на оптималното решение. Второ, високата размерност кара традиционните алгоритми за оптимизация да станат изчислително претоварващи. Трето, високата размерност може да доведе до преобучение, при което алгоритъмът за оптимизация се

адаптира към данните за обучение твърде добре и губи своята способност да обобщава.

Сложността се отнася до нелинейността и неизпъкналост на целевата функция. Нелинейността означава, че връзката между входните променливи и изхода не е линейна, а неизпъкналостта означава, че целевата функция има множество локални оптимуми. Тези свойства могат да затруднят алгоритмите за оптимизация да намерят глобалния оптимум, който е най-доброто възможно решение.

Съществуват различни подходи за справяне с високата размерност и сложност в оптимизационните задачи за ИС. Тези подходи могат да бъдат категоризирани в три класа:

- Намаляване на размерността - включва намаляване на броя на променливите чрез идентифициране и премахване на излишни или неподходящи характеристики. Това може да се направи с помощта на техники като подбор на характеристики, анализ на главни компоненти (PCA) и анализ на независими компоненти (ICA).
- Метаевристични - това са алгоритми за търсене, които са проектирани да изследват ефикасно пространството за търсене, дори за големи и сложни проблеми. Метаевристичните могат да бъдат класифицирани в няколко категории, включително симулирано закаляване (simulated annealing), генетични алгоритми и еволюционно програмиране.
- Ансамбълни методи - включват комбиниране на множество оптимизационни алгоритми за подобряване на цялостната производителност. Ансамбълните методи могат да се използват за комбиниране на различни типове алгоритми, като метаевристични и детерминирани алгоритми.

Симулираното закаляване е вероятностна техника за приближаване на глобалния оптимум на дадена функция в голямо пространство за търсене. При голям брой локални оптимуми може да се намерят глобални оптимуми. Често се използва, когато пространството за търсене е дискретно (например проблемът с търговския пътник, проблемът с булевата задоволителност, прогнозирането на структурата на протеина и планирането на работния график).

Примери за високата размерност в задачи за оптимизация на ИС:

- Хиперпараметрична настройка - включва намиране на оптималните стойности за параметрите на модел на машинно обучение. Това е многоизмерна и сложна оптимизационна задача и са разработени различни подходи за справянето с нея, включително метаевристични, ансамблови методи и байесова оптимизация.
- Обучение за невронни мрежи - невронните мрежи са мощни модели за машинно обучение, които могат да се използват за решаване на голямо разнообразие от проблеми. Невронните мрежи също са многомерни и сложни и обучението им е трудна задача за оптимизиране. Разработени са различни подходи за обучение на невронни мрежи, включително градиентно спускане, стохастично градиентно спускане и адаптивни алгоритми за скорост на обучение.
- Роботика - роботите са сложни системи, които трябва да изпълняват различни задачи в реалния свят. Това изисква от тях да решават различни

проблеми с оптимизацията, включително планиране на движението, оптимизация на траекторията и планиране на манипулация. Високата размерност и сложност са често срещани трудности при тези задачи и са разработени различни подходи за справяне с тях, включително метаевристики, оптимизация в реално време и хибридни алгоритми за оптимизация.

Несигурност и непълна информация

Несигурността и непълната информация са повсеместни в проблемите от реалния свят и предизвикват значителни трудности при оптимизирането на ИС. Когато вземат решения в условия на несигурност, те трябва да имат предвид потенциалните последици от своите действия и да направят информиран избор в условията на непълно знание. Могат да се посочат следните източници на несигурност и непълна информация при ИС:

- Шум на сензори и грешки при измерване - сензорите може да предоставят неточни или изкривени данни поради фактори на околната среда, хардуерни ограничения или проблеми с калибрирането.
- Ограничена наличност на данни - в много сценарии от реалния свят наличните данни може да са недостатъчни, за да характеризират напълно проблема или да предскажат точно резултатите от различни действия.
- Динамични среди - средата, в която работи една интелигентна система, може да се промени с времето, внасяйки несигурност относно текущото състояние и бъдещите развития.

Несигурността и непълната информация могат значително да повлияят върху оптимизирането на ИС. Негативните влияния могат да бъдат:

- Намалена точност - алгоритмите за оптимизация, които разчитат на пълна и точна информация, могат да доведат до неоптимални решения, когато са изправени пред несигурност.
- Повишена изчислителна сложност - справянето с несигурността често изисква по-сложни алгоритми и изчислителни ресурси, което води до увеличени изчислителни разходи.
- Трудности при оценяването на производителността - оценяването на производителността на ИС при несигурност може да бъде трудно, тъй като истинските резултати не винаги могат да бъдат наблюдавани.

Съществуват различни начини за справяне с несигурността. Например:

- Вероятностна оптимизация - алгоритмите за вероятностна оптимизация добре моделират несигурността чрез присвояване на вероятности на различни резултати или състояния на системата. Това им позволява да вземат по-адекватни решения при несигурност.
- Робустна оптимизация - алгоритмите за робустна оптимизация имат за цел да намерят решения, които са нечувствителни към смущения в системата или към промени в наличната информация.

- Адаптивна оптимизация - алгоритмите за адаптивна оптимизация коригират поведението си въз основа на текущото състояние на системата и наличната информация. Това им позволява да реагират ефективно на промените и несигурността.

Различни ИС се сблъскват с несигурна и непълна информация, като например:

- Роботика - роботите трябва да работят в несигурна среда и да вземат решения въз основа на непълни данни от сензори.
- Системи за медицинска диагноза - медицинската диагноза често включва работа с несигурна или двусмислена информация от данни на пациенти и диагностични тестове.
- Системи за финансово прогнозиране - включва прогнозиране на бъдещи пазарни условия и цени на активите, които по своята същност са несигурни.
- Автономни превозни средства - те трябва да се движат в динамични и несигурни среди, като вземат решения в реално време въз основа на непълни данни.

Ограничения в реално време

Оптимизирането на ИС, работещи в реално време е от решаващо значение, за да могат те да вземат информирани решения и да работят ефективно в динамични и ограничени във времето среди. Този процес на оптимизация обхваща различни аспекти, включително разпределение на ресурси, избор на подходящ алгоритъм и адаптиране към променящите се условия.

ИС често работят с ограничени изчислителни ресурси, като мощност на обработка и памет. Оптимизирането на разпределението на ресурсите гарантира, че тези ресурси се използват ефективно за максимизиране на производителността на системата. Това включва техники като планиране на задачи, балансиране на натоварването и приоритизиране на задачите въз основа на тяхната важност и спешност.

Изборът на подходящите алгоритми, използвани в ИС в реално време, играе важна роля в тяхната оптимизация. Критериите за избор включват изчислителна сложност, точност и адаптивност към ограничения в реално време. Евристиката, метаевристиката и онлайн алгоритмите са често използвани подходи, всеки със своите силни страни и ограничения. Евристиката предлага бързи решения, но може да не е оптимална, докато метаевристиката предоставя по-добри решения, но може да изисква повече време за изчисление. Онлайн алгоритмите получават входните си данни прогресивно във времето и се адаптират към промените в реално време, но може да се борят със сложни проблеми с оптимизацията (Corpen et al., 2022).

Средите, в които работят системите в реално време, са по своята същност динамични и ИС трябва да се адаптират към променящите се условия, за да поддържат своята ефективност. Тази адаптация включва непрекъснат мониторинг на производителността на системата, факторите на околната среда и изискванията на задачите. След това системата трябва да коригира съответно поведението си, потенциално модифицирайки своите алгоритми, разпределение на ресурси и процеси на вземане на решения.

Оптимизирането на ИС работещи в реално време се сблъсква с редица проблеми като:

- Изчислителна сложност - изискванията за работа в реално време често водят до ограничаване сложността на оптимизационните алгоритми.
- Несигурност и шум - данните от реалния свят често са изкривени и несигурни, което прави трудно разработването на стабилни алгоритми за оптимизация.
- Адаптивност към променящи се среди - системите трябва да се адаптират към динамични среди без компромис с производителността.

Прилагат се различни оптимизационни техники при ИС работещи в реално време:

- Прогнозиране управлението на модела - тази техника включва прогнозиране на бъдещото поведение на системата и оптимизиране на управленските действия въз основа на тези прогнози. Това управление е особено полезно в системи с известна динамика и предвидими смущения.
- Алгоритмите за подсилено обучение - ИС се тренират чрез взаимодействие по метода проб-грешка със средата, като постепенно те подобряват политиките си за вземане на решения. Те са много подходящи за оптимизационни проблеми в реално време със сложна динамика и несигурност.
- Невро-оптимизация - този подход съчетава невронни мрежи с оптимизационни алгоритми за решаване на сложни проблеми. Невронните мрежи могат да извличат модели и връзки от данни, докато оптимизационните алгоритми намират оптимални решения въз основа на тези модели.
- Разпределена оптимизация - в разпределените системи оптимизационните алгоритми се разпределят между множество агенти, за да се справят с мащабни проблеми и да подобрят скалируемостта. Агентите комуникират и си сътрудничат, за да намерят колективно оптималното решение.

Бъдещи изследвания в областта на оптимизирането на ИС работещи в реално време:

- Разработване на по-ефективни и мащабируеми алгоритми за оптимизация за приложения в реално време.
- Изследване на техники за справяне с несигурност и шум при оптимизация в реално време.
- Проектиране на адаптивни стратегии за оптимизация, които могат да реагират ефективно на променящите се среди.
- Проучване на интегрирането на машинно обучение и оптимизация за вземане на решения в реално време.

Оптимизационни алгоритми за интелигентни системи

За справяне с особеностите при оптимизиране на ИС са разработени различни алгоритми специално за тази цел. Тези алгоритми често са вдъхновени от природни процеси или биологични явления, като еволюция, търсене

на храна за животни или невронни мрежи. Някои примери за оптимизационни алгоритми, използвани в ИС, включват:

- Генетични алгоритми - те са вдъхновени от процеса на естествен подбор и използват популация от кандидат-решения, за да се развият към оптимално решение. Използват се техники като кръстосване и мутация, за да се развият по-добри решения в следващите поколения (Heaton, 2014).
- Оптимизация на рояк частици - тя симулира социалното поведение на птичи ята и стада риби и използва рояк частици, за да изследва пространството за търсене и да намери оптимални решения.
- Оптимизиране на колонии от мравки - произтича от поведението на мравките при търсене на храна и използва феромони, за да насочва търсенето на оптимални решения. Феромоните са летливи химически вещества, синтезирани в насекомото и се използват за комуникация с други насекоми от същия вид. Феромоните могат да бъдат полови феромони, които да привличат противоположния пол, алармени феромони, които да предупреждават членовете на групата и феромони, обозначаващи пътища (Iba Hitoshi, 2020).
- Подсилено обучение - вид машинно обучение, което включва обучение чрез проба и грешка. При обучението с подсилване агентът взаимодейства с околната среда и получава награди за предприемане на действия, които водят до желани резултати.

Изборът на алгоритъм за оптимизация за конкретен проблем зависи от специфичните характеристики на проблема, като размерност, ниво на несигурност и времеви ограничения.

Метаевристични алгоритми

Метаевристичните алгоритми (metaheuristic algorithms,) са алгоритми за математическа оптимизация, които се характеризират със силна нелинейност, множество параметри, разнообразни сложни ограничения за удовлетворяване и множество, често противоречащи си, оптимизационни критерии. Дори и при един оптимизационен критерий е възможно изобщо да не съществуват оптимални решения и като цяло откриването на оптимално или дори близко до оптималното решение е трудно постижимо.

Двата основни компонента на всеки метаевристичен алгоритъм са: интензификация и диверсификация (intensification and diversification), или още изследване и експлоатация (exploration and exploitation).

Диверсификацията означава да се генерират разнообразни решения, така че пространството на търсене да може да бъде проучвано в широк диапазон, докато интензификацията означава да се фокусира търсенето в локален регион, знаейки, че текущото най-добро решение се намира в този регион.

При подбора на най-добрите решения трябва да се открие добър баланс между интензификацията и диверсификацията с цел да се подобри скоростта на сходимост на алгоритъма. Изборът на най-доброто текущо решение осигурява, че решенията ще сходят към оптимум, докато диверсификацията посредством

рандомизация (т.е. избор на случайни стойности на променливи) позволява да се избегне попадането в локален екстремум и в същото време да се повиши разнообразието на решението. Добрата комбинация от тези два основни компонента обичайно води до намиране на глобален оптимум.

Заключение

Разгледаните особености при оптимизацията на интелигентните системи показва, че постигането на висока ефективност и производителност поставя големи предизвикателства пред разработчиците. Систематизирани са различните видове проблеми при оптимизацията и са предложени някои методи и алгоритми

за справяне с тях. Имайки предвид, че интелигентността става една от основните характеристики на софтуера, постигането на оптимални реализации би имало голям ефект.

Литература

- Cormen, T. H., Leiserson, C. E., Rivest, R. L., Stein, C. (2022). Introduction to algorithms, MIT Press, ISBN 9780262046305
- Heaton, J. (2014). Artificial Intelligence for Humans, Volume 2: Nature-Inspired Algorithms, ISBN 978-1499720570.
- Iba Hitoshi. (2020). AI and SWARM: Evolutionary Approach to Emergent Intelligence, CRC Press, ISBN 13: 978-0-367-13631-4.