



Основни алгоритмични оптимизации с помощта на генетичните алгоритми

Решаване на оптимизационни задачи с помощта на генетичните алгоритми

Развитието на компютърните технологии са свързани с наподобяване и автоматизиране на различни човешки умения и способности, комбинирани с бързината и точността на пресмятане на изчислителните машини, при което се разработват различни методи за решаване на всяка конкретна задача, известни като алгоритми.

Модерната теория на еволюцията се базира върху идеите на Чарлз Дарвин [4] представени в книгата му „Произход на видовете“ и многобройни изследвания в областта на генетиката. През 1948 година, Алън Тюринг предлага изпозването на „генетично или еволюционно търсене“, а през 1962 година, Ханс-Йоаким Бремерман прави първите компютърни експерименти по „оптимизация чрез еволюция и рекомбинация“. В САЩ, Фогел, Оуенс и Уолш представят еволюционно програмиране [5], докато Холанд нарича своя метод генетичен алгоритъм [6]. По същото време, в Германия, Рахенберг и Швайфел създават еволюционни стратегии [7]. В следващите две десетилетия тези области се развиват отделно, но от 90-те години на двадесети век те започват да се възприемат като различни представители на една технология, която се нарича еволюционни изчисления (evolutionary computing). През първата половина на 90-те се образува ново направление, наречено генетично програмиране [5]. Днешната терминология използва понятието «evolutionary computing» за цялата област, а всички изброени методи – EP, GA, ES и GP се обобщават като еволюционни алгоритми.

През 1975 година, в книгата си „Adaptation in Natural and Artificial Systems“ Джон Холанд формулира базовите понятия на генетичните

----- www.eufunds.bg -----

Проект BG05M2OP001-2.016-0003 „Модернизация на Национален военен университет "В. Левски" - гр. Велико Търново и Софийски университет "Св. Климент Охридски" - гр. София, в професионално направление 5.3 Компютърна и комуникационна техника“, финансиран от Оперативна програма „Наука и образование за интелигентен растеж“, съфинансирана от Европейския съюз чрез



алгоритми, като модел за машинно обучение, които произхождат от биологичната теория на еволюцията. През 1989 година ученикът му Дейвид Голдбърг в дисертацията си решава сложна задача за моделиране на газопровод с помощта на ГА, което води до тяхното популяризиране.

Еволюционни пресмятания

В еволюционните пресмятания се използват оптимизационни алгоритми, които имитират принципи на природата, които са доказали своята пригодност и приложимост. Особено важни са случаите, в които природата е намерила “стабилни острови” в “бурния океан” от възможни решения – като централната нервна система, биологичната еволюция, процеса на закаляване на стоманата, и др.

От използването на принципите на еволюцията са произлезли оптимизационни методи като:

- ☐ генетични алгоритми (ГА)- Genetic Algorithms (GA);
- ☐ еволюционно програмиране - Evolutionary Programming (EP);
- ☐ еволюционни стратегии - Evolution Strategies (ES);
- ☐ системи за класифициране - Classifier Systems (CFS);
- ☐ генетично програмиране - Genetic Programming (GP), които са елементи на еволюционните алгоритми (ЕА).

Всички те симулират еволюцията на индивидуалните структури чрез процесите селекция, мутация и възпроизвеждане и са базирани върху биологични наблюдения, като теорията на Дарвин за естествения подбор и оцеляване на най-пригодните.

ЕА представляват популация от структури, която еволюира според правилата на оператори за селекция, търсене, рекомбиниране на индивиди с висока пригодност и мутация, която променя тези индивиди. Всеки индивид получава мярка за пригодност към средата. Селекцията се концентрира върху избор на най-пригодните индивиди. Рекомбинирането и мутацията променят индивидите (фиг. 1.). [9]

----- www.eufunds.bg -----



ЕВРОПЕЙСКИ СЪЮЗ
ЕВРОПЕЙСКИ
СОЦИАЛЕН ФОНД



ОПЕРАТИВНА ПРОГРАМА
НАУКА И ОБРАЗОВАНИЕ ЗА
ИНТЕЛИГЕНТЕН РАСТЕЖ

В процеса на селекция се определя кои индивиди да бъдат избрани за рекомбиниране и от колко индивида да се състои поколението, при което има два етапа: първо се определя критерий за пригодност и всеки индивид получава вероятност, с която ще се включи в процеса на репродуциране в зависимост от неговата и на другите индивиди от популацията пригодност. Методите за определяне на тези вероятности са пропорционален, чрез ранкиране, чрез многозначно ранкиране. В следващия етап се избират индивидите за репродукция: чрез рулетка, чрез случайна извадка, чрез локална селекция, чрез състезание.

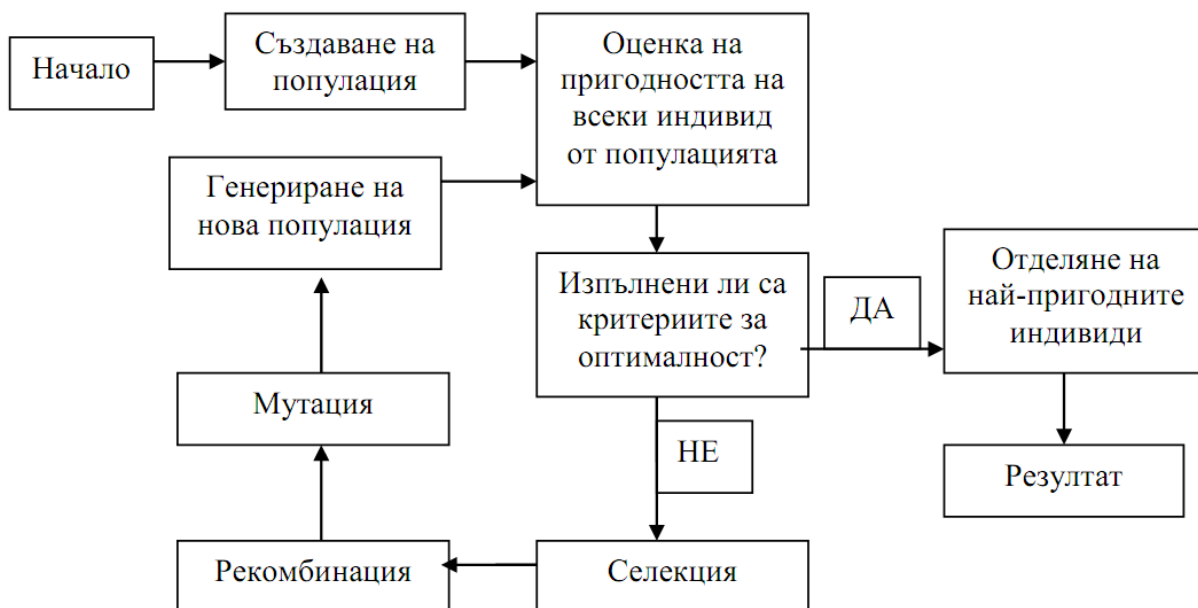
При рекомбинацията се получават комбинации от информацията на родителите по различни методи: бинарна, линейна, дискретна и др. След рекомбинацията се прилага мутация. Новите индивиди заменят някои от старите и процесът се повтаря до достигане на критериите за оптималност.

Еволюционното програмиране, предложено от Фогел през 1966, се характеризира с това, че при кодирането на индивидите се използват представяния, пряко свързани с изследваната област: вектори с реални координати за оптимизационни задачи върху реална област; списъци за задачата за търговския пътник и др. Всички индивиди стават родители и от тях се получава същият брой деца. От получените два пъти повече на брой индивиди се избират най-пригодните и те мутират. При тези мутации се използват нива на мутация, които ако се изберат със стандартно разпределение водят до ефект, подобен на рекомбинирането.

----- www.eufunds.bg -----

Проект BG05M2OP001-2.016-0003 „Модернизация на Национален военен университет "В. Левски" - гр. Велико Търново и Софийски университет "Св. Климент Охридски" - гр. София, в професионално направление 5.3 Компютърна и комуникационна техника“, финансиран от Оперативна програма „Наука и образование за интелигентен растеж“, съфинансирана от Европейския съюз чрез

Европейските структурни и инвестиционни фондове.



Фиг. 1. Схематичен модел на еволюционен алгоритъм

Еволюционните стратегии с популация с обем 1 са предложени от Рехенберг през 1973. През 1981 Швифел предлага модел с по-голям обем на популацията. При селектирането на родители се използва равномерно случайно разпределение (т.е. не се отчита ниво на пригодност). Рекомбинацията става след като се комбинират родители по двойки и получените деца са повече от първоначалния брой. В следващия етап се избират индивиди за оцеляване по един от два различни начина: или най-пригодните деца оцеляват и заместват родителите си или оцеляват най-пригодните от всички индивиди. Както и при еволюционното програмиране, при мутациите може да се използват нива на мутации с нормално случайно разпределение.

Генетични алгоритми предлага Холанд през 1975, като представянето на индивидите е с битове и популацията се развива при специфични правила за избор до момент, при който „пригодността” е максимална. През 1989 Голдбърг излага този подход в книга и успешно го прилага в газопровод. В по-късни модели се предлагат и други видове представяния. При генетичните алгоритми родителите се селектират чрез вероятностна функция, базирана на

www.eufunds.bg



относителната пригодност, т.е. колкото е по-пригоден индивидът, толкова вероятността да бъде избран за родител е по-голяма. От първоначалните родители се получават същия брой деца, които след това мутират и заместват родителите си. При ГА акцентът е върху рекомбинирането, а мутациите са съвсем слаби. ГА могат да бъдат разглеждани като алгоритми за търсене, защото при тях се изследват елементите на дадено пространство, като се използват евристични подходи, вдъхновени от природата. Всеки оптимизационен проблем трябва да бъде представен с използването на хромозоми, които са кодирано представяне на реалните стойности на променливите. За различни приложения са разработени бинарен ГА, непрекъснат ГА, паралелен ГА, симулирано закаляване, „роене“, „колонии от мравки“, генетично програмиране, еволюционни стратегии.

Фундаменталната теорема на генетичните алгоритми на Холанд гласи, че ако дадена хромозома (кодирана информация на даден индивид) с фиксирани гени има пригодност над средната, то се наблюдава тенденция броят на индивидите с този шаблон да се увеличава експоненциално. Доказателство на тази теорема в случай на пропорционална селекция с равномерно разпределение дава Конар [10].

Еволюционното програмиране и еволюционните стратегии имат за цел получаване на едно оптимално решение и следователно са добри за решаване на оптимизационни проблеми, докато генетичните алгоритми дават няколко оптимални решения.

В приложенията, базирани на еволюционния подход се акцентира върху следните основни предимства: оптимизацията е възможна с дискретни и непрекъснати величини, няма нужда от информация относно производните, възможно е едновременно претърсване на голяма област от целв.та повърхнина, възможно е опериране с голям брой променливи, има възможност за паралелизация, целв.та повърхнина може да е изключително сложна, има възможност за излизане от локален минимум, като резултат се получават няколко оптимални стойности, а не само едно решение.



През 1996 Холанд публикува системи за класификация, базирана на генетични алгоритми, през 1989 Дейвис – адаптивни системи, през 1990 Гарис – генетично програмиране. През 1991 Белю и Букман представят разпределени еволюционни алгоритми. Тъй като при еволюционните алгоритми операторите се извършват едновременно върху всички индивиди от популацията, то те могат да бъдат реализирани върху паралелни компютърни системи.

Генетични алгоритми и техните приложения

Генетичните Алгоритми (ГА) са евристични алгоритми за търсене, пригодени за решаване на сложни оптимизационни задачи и моделиране чрез механизми, наподобяващи биологичната еволюция.

Като подклас на еволюционните алгоритми, ГА използват методи от еволюционната биология за симулиране на процеси в природни системи, необходими за оцеляване и еволюция (наследяване, мутация, естествен подбор и кръстосване)[11]. Като такива, те представляват методика за случайно търсене в определено пространство на търсене с цел намиране на решение на дадена задача.

ГА са пригодени за решаване на сложни оптимизационни задачи, с които традиционни техники не са в състояние да се справят за рационално количество време. Те не само предоставят алтернативни решения на проблемите, но също така значително превъзхождат други традиционни методи в повечето оптимизационни задачи. Много от задачите от реалния свят за намиране на оптимални параметри, които са трудни за решаване с традиционните методи, са идеални за ГА. Освен това те са подходящи инструменти и за други цели. В много по-широк аспект генетичните алгоритми могат да се разглеждат като:

- ☐ средство за решаване на задачи;
- ☐ среда за машинно обучение и симулации;
- ☐ предизвикателство за технически задачи и основа за нови иновативни системи;



- ☐ изчислителни модели за иновативни идеи и творчество.

Основните предимства на ГА са преди всичко способността им да оптимизират параметри с много сложни стойностни функции (cost function) и да работят с разнообразни типове данни. Освен това те могат да пресмятат няколко решения едновременно, обхващайки голяма област на търсене, след което създават списък с най-добрите решения, а не само едно решение. Генетичните алгоритми се представят добре и при паралелно приложение.

Оптимизационните възможности на ГА намират широко приложение в много области на науката, компютърни дисциплини, инженерство, техника, бизнес и развлечения, а също така и в численна и комбинаторна оптимизация.

Приложенията на ГА в оптимизационни модели са:

- ☐ избор на оптимални математически модели за описание на различни видове биологичните системи;
- ☐ разпознаване на молекулярната структура и оптимизация в химия;
- ☐ оптимизация на системи за компресиране на данни;
- ☐ задачата за пътуващия търговец;
- ☐ оптимизация на товар на контейнер
- ☐ планиране на график;
- ☐ дизайн на електронни схеми;
- ☐ разработка на водоразпределителни системи;
- ☐ оптимизация на инфраструктура на мобилните комуникации;
- ☐ безжични сензори/специализирани мрежи;
- ☐ видео и аудио оптимизация.

ГА се прилагат за разширение на компютърни програми и разработка на други изчислителни структури, такива като:

- ☐ средства за програмиране;

----- www.eufunds.bg -----



- ☐ числена оптимизация на компютърни модели;
- ☐ топологии на компютърни мрежи и разполагане на файлове за сложни разпределени системи;
- ☐ автоматизация на откриване на недостатъци на системата.

ГА се използват в различни системи за машинно обучение, включително приложения за класифициране, прогнозиране и симулиране:

- ☐ лингвистичен анализ и анализ на филогенетични дървета;
- ☐ изчисляване на различни състояния във физика;
- ☐ анализ на генетичният профил;
- ☐ биоинформатика;
- ☐ симулации на химични процеси;
- ☐ разработка на мехатронни системи;
- ☐ роботика и др.

ГА се използват за моделиране на биологични и екологични явления, като миграция на видовете, коеволюция на «носител-паразит», симбиоза и разпределение на ресурсите в екосистемите, а също така еволюционни явления в социалните модели:

- ☐ еволюционни аспекти на социални и социотехнически системи;
- ☐ алгоритми, наподобяващи колония от мравки (или рояк пчели);
- ☐ топологии на множествени популации и методологии на взаимодействия;
- ☐ еволюционна екология и бактериологична адаптация;
- ☐ моделиране на естествената имунна система.

ГА намират широко приложение и в областта на теория на игрите, развлекателната индустрия и компютърно творчество:

- ☐ решаване на задачи за равновесие в теорията на игрите;
- ☐ еволюционна компютърна музика и развлечения.

----- www.eufunds.bg -----



Концепция за използване на генетичен алгоритъм в портфейлна оптимизация

ГА се използват за моделиране на иновационни процеси, неопределеността на икономическите пазари и разработка на борсови стратегии:

- ☐ представяне на различни фактори при икономически модели;
- ☐ анализ на пазара и създаване на интелигентни системи за търгуване на финансови активи;
- ☐ разпределение на активи;
- ☐ инвестиционни стратегии.

Тъй като всеки генетичен алгоритъм е итеративна процедура за търсене на оптимално решение чрез генериране на популации с един и същ обем, то първата стъпка е да се определят кандидатите на популацията и техния брой.

Полпулацията се състои от кандидати, наречени хромозоми, като алгоритъмът е основан на конкуренция между хромозомите. Всяка хромозома е кодирано възможно решение на задачата и се състои от множество от елементи, наречени гени, които могат да приемат различни стойности. При всяка итерация се създава нова популация със същия обем, но съдържаща по-добри хромозоми, т.е. хромозоми, които са се адаптирали към околната среда и това е целевата функция. За целта се дефинира и функция на пригодност, показваща до каква степен популацията удовлетворява търсеното решение. След прилагане на достатъчен брой итерации, хромозомите се приближават към оптималното решение.

Основните оператори в генетичен алгоритъм са три:

- ☐ селекция – пресмята се репродуктивната вероятност p_i за всеки индивид:
- ☐ кръстосване – популацията, получена след селекция се разделя на две равни части, избират се двойки хромозоми от всяка и дадена двойка се кръстосва с вероятност P_c ;



☐ мутация – след кръстосването случайно избрани битове се променят с вероятност P_m .

За търсене на оптимален инвестиционен портфейл се предлага следната процедура:

☐ фиксира се n - желаният брой финансови активи в инвестиционния портфейл и едновременно обем на популацията;

☐ прилага се модела FLQM, откъдето се получава множество от портфейли и това са хромозомите;

☐ дефинира се целевата функция:

$$G(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = R_p - \sigma_p$$

където са дяловете на активите в портфейла, R_p е възвращаемостта на портфейла и σ_p е инвестиционният риск на портфейла;

☐ търси се максимум на целевата функция $G(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ с генетичен алгоритъм

REFERENCES

- [1] http://en.wikipedia.org/wiki/computational_creativity)
- [2] Compus Rendus Acad. Bulg. Sci. , vol. 66(5), pp. 651-658, 2013
Пенка Георгиева, BFU, e-mail: pgeorg@bfu.bg
- [3] Георгиева П., Оценка на капитала при конструиране на инвестиционни портфейли. ММ XXI (5), 2013
- [4] Fogel L., Owens A., Walsh M., Artificial Intelligence through a Simulation of Evolution". Spartan, Washington DC, 1965, pp. 131-156.
- [5] Darwin Ch., The Origin of Species. John Murray, 1859.
- [6] Holland J., Adaptation in Natural and Artificial System". University of Michigan Press, 1975.
- [7] Rechenberg, Evolutionstrategie: optimierung technischer systeme nach prinzipien des biologischen evolution. Fromman-Holzboog Verlag, Stuttgart, 1973.
- [8] Poli R., etc., "A Field Guide to Genetic Programming". Published via: <http://lulu.com> and freely available at <http://www.gp-field-guide.org.uk>, 2008 (with contributions by J. R. Koza)

----- www.eufunds.bg -----

Проект BG05M2OP001-2.016-0003 „Модернизация на Национален военен университет "В. Левски" - гр. Велико Търново и Софийски университет "Св. Климент Охридски" - гр. София, в професионално направление 5.3 Компютърна и комуникационна техника", финансиран от Оперативна програма „Наука и образование за интелигентен растеж“, съфинансирана от Европейския съюз чрез



ЕВРОПЕЙСКИ СЪЮЗ
ЕВРОПЕЙСКИ
СОЦИАЛЕН ФОНД



ОПЕРАТИВНА ПРОГРАМА
НАУКА И ОБРАЗОВАНИЕ ЗА
ИНТЕЛИГЕНТЕН РАСТЕЖ

- [9] Garkaz M., The Selection and Optimization of Stock Portfolio using Genetic Algorithm based on Mean-semi Variance Model, International Conference on Portfolio Selection Using Genetic A Economics and Finance Reaserch, IPEDR, LACSIT Press, Singapore, 4, (2011), 379-381.
- [10] Lin D., Xiaoming Li, Mingiang Li, A Genetic Algorithm for Solving Portfolio Optimization Problems with Transactions Costs and Minimum Transactions Lots. Proceedings of the First International Conference on Advances in Natural Computation ICNC'05, Publisher Springer-Verlag Berlin, Heidelberg, 3, (2005), 808-811.
- [11] Georgieva P., I. Popchev, "Fuzzy Q-measure Model for Managing Financial Investments,"

----- www.eufunds.bg -----

Проект BG05M2OP001-2.016-0003 „Модернизация на Национален военен университет "В. Левски" - гр. Велико Търново и Софийски университет "Св. Климент Охридски" - гр. София, в професионално направление 5.3 Компютърна и комуникационна техника“, финансиран от Оперативна програма „Наука и образование за интелигентен растеж“, съфинансирана от Европейския съюз чрез

Европейските структурни и инвестиционни фондове.