FIATAL MŰSZAKIAK TUDOMÁNYOS ÜLÉSSZAKA XVII.

Kolozsvár, 2012. március 22–23.

KERESÉSI TECHNIKÁK ÉS SZIMULÁCIÓ ALKALMAZÁSA RUGALMAS FLOW SHOP ÜTEMEZÉSI FELADATOK MEGOLDÁSÁRA

KOZMA Ildikó, KULCSÁR Gyula

Abstract

This paper discusses the Flexible Flow Shop scheduling task as a special combinatorial optimization problem in discrete production processes. We formalized an extended scheduling problem-class and developed an advanced approach based on search technique and simulation for solving the problem. The efficiency of the implemented algorithms was tested by using well-known benchmark data. The briefly summary of these test results will also be presented.

Key words: Flexible Flow Shop, scheduling, tabu-search, simulated annealing

Összefoglalás

A cikk a Flexible Flow Shop ütemezési feladatot, mint diszkrét termelési folyamattal kapcsolatos kombinatorikus optimalizálási problémát mutatja be. Megfogalmaztunk egy kiterjesztett ütemezési feladatosztályt és annak megoldására kidolgoztunk egy hatékony megoldási koncepciót, amely keresési technikát és szimulációt kombinál. A megvalósított algoritmusok hatékonyságát ismert mintafeladatokon végzett kísérletekkel vizsgáltuk, az elért eredményeket röviden bemutatjuk.

Kulcsszavak: Rugalmas Flow Shop, ütemezés, tabu-keresés, szimulált hűtés

1. Bevezetés

Az ütemezési feladatok feltételekkel korlátozott, sokparaméteres kombinatorikus optimalizálási problémáknak tekinthetők. Az egzakt és a heurisztikus megoldó módszerek erős modellfüggésük miatt csak szűk problémakör esetén alkalmazhatók. Adott feladat méretének növelésével vagy a modell kibővítésével egyre kevésbé képesek a feladat hatékony megoldására. Éppen ezért az ilyen NP-hard problémák esetében célszerű bevetni az optimum-közeli megoldások megtalálását hatékonyan támogató mesterséges intelligencia módszereket. Érdekes kiemelni ezek közül a keresési technikákat, amelyek a kitűzött feladat megoldása során a problémátér lehetséges megoldásainak szisztematikus generálását és vizsgálatát végzik, a keresés során talált legjobb megoldás(ok) iteratív módosításával igyekeznek minél kedvezőbb eredményt elérni. A mesterséges intelligencia alapú keresési módszerek legnagyobb előnye, hogy tetszőleges ütemezési feladat kezelésére alkalmassá tehetők, rugalmasan

paraméterezhetők, és kibővített nagyfeladatok esetén is viszonylag rövid idő alatt képesek optimum-közeli megoldás(ok) előállítására.

2. Rugalmas Flow Shop ütemezési modell

A Flow Shop feladat olyan ütemezési feladat, amelyben azonos technológiai útvonallal rendelkező, adott n számú munkát adott m számú különböző gépen kell végrehajtani úgy, hogy a munkák sorrendjének meghatározása egy adott szempont szerint optimális legyen. Ha $k \in \mathbb{N}^+$ az egyes munkákon végrehajtandó műveletek számát jelöli, akkor az alap Flow Shop feladatok esetén $m = k$, míg a rugalmas Flow Shop feladatok esetén $m > k$ teljesül, vagyis az utóbbi esetben egy munka egy adott operációjának elvégzésére akár több gép is alkalmas lehet, tehát a feladat alternatív technológiai útvonalakkal egészül ki. A Flow Shop típusú ütemezési feladatok megoldó módszereinek kutatása során a vizsgált feladatot fokozatosan kiterjesztve kidolgoztunk egy olyan bővített modellt, amely képes kezelni a párhuzamos működésű (FF) és eltérő intenzitású gépeket (p_{ikj}), figyelembe veszi a gépek közötti anyagmozgatási (t_{hj}) időket, a munkák sorrendjétől függő gépátállítási/beállítási időket (s_{jil}), az erőforrások szakaszos rendelkezésre állását (cal_j), a munkákra vonatkozó határidőket (d_i) és a munkák végrehajtására alkalmas gépek csoportjait (A_{ik}). A szakirodalomban legelterjedtebb jelölés-rendszert alkalmazva [1] a kifejlesztett modell röviden leírható a következő formalizmussal:

$$FF \mid p_{ikj}, t_{hj}, s_{jil}, d_i, cal_j, A_{ik} \mid \sum C \text{ vagy } C_{max}$$

A továbbiakban az elvégzett vizsgálatok ismertetését leszűkítjük azokra az esetekre, amelyekben az ütemezés minősítő kritériumának a munkák befejezési időpontjának összegét ($\sum C$) vagy maximumát (C_{max}) tekintjük.

3. Mesterséges intelligencia módszerekkel támogatott számítógépes ütemezés

Az ütemezési feladatok számítógépes megoldásának egy korszerű és sokoldalú eszköze a mesterséges intelligencia módszereinek alkalmazása. Ide tartoznak a lokális keresési módszerek is, mint például a szimulált hűtés és a tabu-keresés [3]. Ezek a módszerek gyors végrehajtás-szimulációs algoritmussal kombinálva rugalmasan adaptálhatók az aktuális ütemezési modell igényeinek megfelelően: tetszőleges feltételrendszer, célfüggvény és feladatméret támogatására képesek. További előnyük, hogy rendelkeznek olyan változtatható paraméterekkel, amelyek megválasztásával a számítási időigény és a keresés eredménye (az optimum közelítésének mértéke) is jelentősen befolyásolható.

A szimulált hűtés és a tabu-keresés az ütemezési feladat lehetséges megoldásának keresésekor a vizsgált sorrend-tervekkel szimulációt végezve állítja elő az adott ütemtervhez tartozó termelési finomprogramot, amely alapján az ütemezési feladat célfüggvényét kiértékelve hasonlítja össze az vizsgált alternatívákat. Ez a szimulációs kereső módszer teszi lehetővé, hogy a megvalósítástól függően tetszőleges, a kiterjesztett Flow Shop feladatokra jellemző paramétereket is figyelembe véve

keressük az ütemezési probléma optimális vagy kvázi-optimális megoldását anélkül, hogy az alapvető kereső logika jelentős módosítására lenne szükség. Ugyanakkor a szimuláció-alapú algoritmusok esetén fontos, hogy az ütemezési feladat méretének megfelelően paraméterezzük fel az alkalmazott mesterséges intelligencia módszert, mivel nagyobb feladatok esetén nagyszámú alternatíva megvizsgálásának időigénye kombinatorikusan függ a megfogalmazott feladat munkáinak számától.

A szimulált hűtés a lehetséges megoldások közül egy kiválasztott megoldás szomszédjait vizsgálva keresi a sorrendtervezés lehető legjobb megoldását. Ha az éppen vizsgált sorrend jobb célfüggvény-értékkel rendelkezik, mint az eddigi legjobb megoldás, akkor a vizsgált sorrend lesz az eddig talált legjobb megoldás, egyébként pedig a rontási együttható függvényében a módszer rontó lépést tehet, így lehetőséget adva egy lokális optimumtól jobb megoldás megtalálására. Az implementált algoritmus az (1) összefüggést alkalmazza az i -edik rontási együttható előállításához, ahol I az iterációk száma, i pedig az aktuális iteráció sorszáma:

$$R_i = \sin \frac{i \cdot \pi}{2 \cdot I} \quad (1)$$

Az R függvény a szimulált hűtés iterációinak számához a szinusz függvény egy periódusának első negyedét rendeli, így a szinusz függvény tulajdonságának köszönhetően a módszer kezdetben nagyobb valószínűséggel fogad el az aktuálisnál rosszabb megoldásokat is, míg a keresési iterációk 2/3-ához közeledve már kevésbé enged meg rontó lépést.

A tabu-keresés működése hasonlít a szimulált hűtés működéséhez, az alapvető különbség a rontási együttható elhagyása és az úgynevezett tabu-lista megjelenése. A tabu-lista lehetőséget biztosít a lokális optimumból való továbblépésre, ugyanis ha a lokális optimum közelében nincs kedvezőbb célfüggvény-értékkel rendelkező megoldás, akkor a keresés a „rosszabb” szomszédos megoldás irányába is el tud mozdulni, ha a lokális optimum már szerepel a tiltást jelentő tabu-listán. A tabu-lista tulajdonképpen egy rövid-távú memória, amelyben a nem túl régen vizsgált lehetséges megoldások szerepelnek. Az aktuális megoldás mindig a lista elejére kerül. Mivel a tabu-lista hossza véges, ezért amikor új elemet adunk a listához egy már a listában lévő elem „kiesik”, vagyis a módszer felejt.

Mindkét keresési módszer egy közbelső iteráció során az éppen kiválasztott ütemterv szomszédjait vizsgálja. Egy ütemterv szomszédjának értelmezésére számos alternatíva található a szakirodalomban, mi az ütemezési feladat és a kereső módszerek vizsgálata során a munkák sorrendjének különböző módszerekkel előállított permutációit tekintettük szomszédoknak.

4. Eredmények, következtetések

Az implementált szoftver a kitűzött ütemezési feladat megoldását négy fontosabb lépésre alapozza: modell létrehozása → ütemezés → szimuláció → kiértékelés [4]. Az ütemezési, szimulációs és minősítési lépések szisztematikus, ismételt végrehajtásával egyre jobb megoldások érhetők el. Az így

iteráló mesterséges intelligencia módszerek hatékonyságát támasztja alá az Erik Taillard benchmark adatainak [2] ismeretében végzett kísérlet-sorozat is. Az implementált saját heurisztikus és mesterséges intelligencia módszerek tesztelése során az elért eredményeket összehasonlítva a szakirodalomban publikált eddigi legjobb eredményekkel kijelenthető, hogy a mesterséges intelligencia módszerek minden alkalommal jobb célfüggvény-értéket adtak, mint a heurisztikus módszerek. Az esetek többségében a szimulált hűtés és a tabu-keresés megtalálta az eddig ismert legjobb célfüggvény-értéket, és azokban az esetekben, amikor nem sikerült ezt az értéket előállítani, akkor is az ismert legjobb megoldás közvetlen közelében maradtak a kapott értékek. A vizsgálatok során a mesterséges intelligencia módszerek esetén a tesztfeladatok ismert legjobb eredményétől vett célfüggvénybeli átlagos eltérés 1.7% (a tapasztalt legnagyobb eltérés 5.5%), míg a heurisztikus módszerek esetén az átlagos eltérés 8.7% (a tapasztalt legnagyobb eltérés 13.7%) volt. Az elvégzett vizsgálatok azt a korábbi feltevést is alátámasztották, hogy a mesterséges-intelligencia módszerek paraméterei jelentősen befolyásolhatják az eredményeket [5].

Köszönetnyilvánítás

A bemutatott kutató munka a TÁMOP-4.2.1.B-10/2/KONV-2010-0001 jelű projekt részeként az Európai Unió támogatásával, az Európai Szociális Alap társfinanszírozásával valósul meg.

Irodalom

- [1] BRUCKER, P.: *Scheduling Algorithms*, Springer-Verlag, Berlin, 1998
- [2] <http://mistic.heig-vd.ch/taillard/problemes.dir/ordonnancement.dir/ordonnancement.html>
- [3] FUTÓ, I.: *Mesterséges intelligencia*, Aula Kiadó, Budapest, 1999
- [4] KULCSÁR, GY.: *Ütemezési modell és heurisztikus módszerek az igény szerinti tömeggyártás finomprogramozásának támogatására*, PhD értekezés, Miskolc, 2007
http://ait.iit.uni-miskolc.hu/~kulcsar/nyilvanos_vedes/KulcsarGy_ertekezes.pdf
- [5] KOZMA, I.: *Rugalmas Flow Shop ütemezési feladatok modellezése és számítógépes megoldása*, TDK dolgozat, Miskolc, 2011

Kozma Ildikó, MSc hallgató

Miskolci Egyetem, Gépészmérnöki és Informatikai Kar, Mérnök informatikus Msc

Magyarország H-3515 Miskolc-Egyetemváros

Telefon: +36 (30) 862 6711

E-mail: kozma.me@gmail.com

Dr. Kulcsár Gyula, egyetemi docens

Miskolci Egyetem, Gépészmérnöki és Informatikai Kar, Alkalmazott Informatikai Tanszék

Magyarország H-3515 Miskolc-Egyetemváros

Telefon: +36 (30) 253 8867

E-mail: kulcsar@ait.iit.uni-miskolc.hu