



Igény vezérelt termelésirányítás számítógépi modellezése

Kratafila M.

Kaposvári Egyetem, Gazdaságtudományi Kar, Informatika Tanszék, 7400 Kaposvár, Guba Sándor u. 40.

ÖSSZEFOGLALÁS

E kézirat a folyamat típusú iparoknál (pl. vegyipar) elterjedt, fejlett szabályozó technikák alkalmazását tárgyalja a félvezető gyártás ellátási láncának menedzsmentjénél felmerülő (SCM) problémák kezelése érdekében. A dolgozat célja bemutatni az alkalmazott modell bázisú, többretegű szabályozó-optimalizáló struktúra hasznosságát. A vizsgált, lokális döntéseket meghatározó megoldás szerves része a minden részletre kiterjedő hierarchikus döntéshozó keretrendszernek, amely a folyamat optimális működtetésének elérésére törekszik. A folyékony anyagok áramlásának mintáját követve kezeljük az ellátási lánc dinamikáját. Összevetve a klasszikus áramlás szabályozási problémákkal, a félvezető gyártás SCM-jében felmerülő kihívások a gyártósorok gyártási idejének, kihozatali százalékának és a vásárlói keresletnek nagymértékű sztochasztikusságából és nem-lineáris jellegéből erednek. (Lehőcz és Csukás, 2005; Lehőcz, 2007) A rendszer különböző elemei működésük révén egymásra vannak utalva. Az elemek működése erősebben függ a közvetlen szomszédoktól, de egy lokális szinten meghozott döntés végig érvényesíti hatását az egész modellen. A különféle típusú szabályozók paramétereinek előnyös beállítására egy olyan módszert dolgoztam ki, amelynél a szabályozók típusát és paramétereit egy genetikusan konfigurálja. Az optimális működtetést egy skálár (költség) hatékonyság-indexszel kvantifikáljuk, amit minimalizálnunk kell. Esetünkben ez az index egy gazdasági mérték, nevezetesen az üzemelési költség. (Kulcsszavak: ellátási lánc menedzsment, félvezető gyártás, készletezési menedzsment, termelés szabályozás, on-line optimalizálás)

ABSTRACT

Computer Simulation of Demand Controlled Production

M. Kratafila

Kaposvár University, Faculty of Economic Science, Department of Information Technology, H-7400 Kaposvár, Guba S. u. 40.

This paper examines the application of advanced control techniques, originating from the process industries to supply chain management (SCM) problems arising in semiconductor manufacturing. The main objective of this work is to demonstrate the usefulness of the applied model-based, multi-layer controller/optimiser structure. The tactical local decision policy is an integral part of a comprehensive hierarchical decision framework, achieving operational excellence. A flow network analogy is used to describe the dynamics of the supply chain. Compared to traditional flow control problems, challenges of SCM in semiconductor manufacturing result from high stochasticity and nonlinearity, associated with throughput times, yields and customer demands. (Lehőcz and Csukás, 2005; Lehőcz, 2007) The system's elements are dependent on each other. They mainly depend on their neighbours, but the effect of a local decision expands to the whole system, stepwise. The type, strategy and parameters of the local controllers are varied, and defined on-line by a genetic algorithm during the optimization

process. The "achieving operational excellence" can be quantified by a scalar performance (cost) index which should be minimized. In this case this index is the operation cost.

(Keywords: Supply Chain Management, semiconductor manufacturing, inventory management, production control, on-line optimization)

BEVEZETÉS

A 21. századi globális piac magába olvasztotta a digitális forradalom vívmányait. Így a vállalatok is igyekeznek úgy növelni az állóképességüket, hogy rugalmasak legyenek, ugyanakkor megfeleljenek a változó piaci elvárásoknak. (Gunasekaran és Ngai, 2004) Az ellátási láncok menedzsmentje (SCM) fontos szereppel bír napjaink iparában, mert lényeges szerepe van az erőforrások elosztásában és a profit termelésében. Az SCM-et egy olyan eszközként is definiálják, amely magába integrálja a beszállítókat, a gyártókat, a raktárakat és üzleteket, hogy ezáltal a terméket kellő mennyiségben állítsák elő a kellő helyeken, a kellő időben ahhoz, hogy minimalizálni lehessen a rendszert terhelő összes költséget. Ugyanakkor szem előtt kell tartani annak fontosságát, hogy az elvárt időben tudjuk kiszolgálni az igényeket (Simchi-Levi és mtsai., 2004). Ez a kutatási munka olyan lehetőségeket kíván feltárni, melyek e rendszerek célszerű számítógépi szabályozása révén a költségek csökkentésével profit többletet eredményezhetnek. Az ellátási láncok hatékony működtetése az előállított termékek tekintetében dollár milliárdokban mérhető jelentőségű, például az Egyesült Államok nemzeti gazdaságában. (ASCET, 2003) A megtakarításokról szóló jelentések a piacvezető vállalatok között egy hatékony SCM bevezetése után, árbevételük 5-6 %-ának megfelelő összegeket említenek (Simulation Dynamics, 2003). Egy széles termékskálával rendelkező vállalat, aminek az éves eladásai 35 milliárd amerikai dollár körül mozgnak (ilyen pl. az Intel Corporation), az egész vállalatra kiterjedően feldolgozott SCM optimalizálásával évi több, mint 1 milliárd USD többlet profithoz juthat.

Egy stratégiai terv elkészítésének többféle megközelítése lehet. A bonyolult, legtöbb részlettel rendelkező problémák megoldásánál gyakran valamilyen matematikai optimalizálási módszert alkalmaznak, például lineáris programozást (LP) vagy ennek bővített változatait (NLP, MILP, MINLP) (Hopp és Spearman, 1996; Chopra és Meindl, 2001). Az így kiszámított stratégiai terv előírja a raktárakból az összeszerelő- és szállító részlegekbe kerülő termékek számát az alacsony szinten programozható, jól átlátható készletező algoritmusok (mint pl. PID, EOQ) beállítási paramétereire. A múltbéli keresleteket megadva, az általam használt genetikus algoritmus által konfigurált és kiértékelt (részlegenként is külön állítható) készletezési algoritmusok közül megkapjuk, hogy melyik stratégia vált volna be a legjobban a vizsgált (múltbéli) időszakra. A jövőben várható kereslet teljes valószínűséggel megjósolhatatlan. Így csak közelítő érték adható, de feltételezzük, hogy a sztochasztikus változások miatt a múltbéli adatokban van valamilyen ismeret, ami a jövőre nézve hasznos lehet. Kellően nagy számú mintát csúszo időhorizonton vizsgálva, a szabályozó algoritmusokat naponta újra konfiguráljuk. (Kapuscinski és Tayur, 1999). A mindenkori SCM gyakorlatban a biztonságos készletezést tervező hibrid szabályozók heti rendszerességgel vannak újra konfigurálva (Kempf, 2003a, 2003b, 2004) Azonban a készletet és a keresletet meghatározó sztochasztikus folyamatok percről percre fejtik ki hatásukat.

ANYAG ÉS MÓDSZER

A vizsgált termelési folyamat

A félvezető gyártás általunk vizsgált részfolyamatát az 1. ábra szemlélteti.

1. ábra

A félvezető gyártás folyamatának vázlata

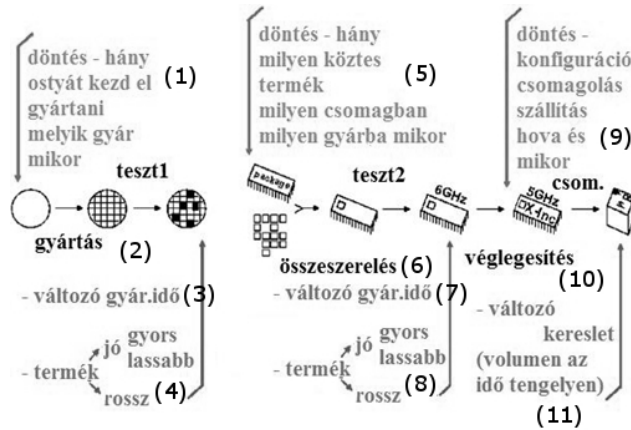


Figure 1: Sequence of steps in semiconductor manufacturing

Decision – how many wafers to start into which factory when(1), Fabrication(2), Variable tpt(3), Die - good - faster - slower - bad(4), Decision – how many of which die to put into which packages in which factory when(5), Assembly(6), Variable tpt(7), Product - good - faster – slower - bad(8), Finish(9), Decision – configure, pack, ship, where and when(10), Variable demand (volume and time) (11)

A vegyiparban alkalmazott folyamatszabályozó módszerek a különböző áramokat állítják a hozzájuk tartozó szintek kívánt értéken tartásához. A SCM-ben megfigyelhető anyagáramokat analóg módon kezelhetjük. Ezért a folyamatszabályozó algoritmusok itt is ugyanúgy alkalmazhatók. A fentebb felvázolt folyamatot nem nehéz a vegyiparban használt modellezési analógiára illeszteni. Úgy, mint egy Gyártás/Tesztelés1, egy Összeszerelés/Tesztelés2, egy Véglegesítés/Csomagolás ágat, a hozzájuk tartozó alkatrész raktárakkal (2. ábra).

Általánosítva kijelenthető, hogy a klasszikus folyamat típusú rendszerekre kifejlesztett módszerek adaptálása során a gyártó egységek bizonyos értelemben kvázi folyamatos üzemű átalakító reaktorokként, míg a raktárak tartályokként, és a gyártás alatt lévő és elkészült termékek, a reaktorokban és a tartályokban tartózkodó mennyiségként illetve a köztük folyó áramokként értelmezhetők. A szokványos szabályzástól való eltérések miatt a félvezető gyártás SCM-jének modellezése során a következőket kell szem előtt tartani:

- A különböző gyártási folyamatok sokkal tovább tartanak, mint az a vegyiparban megszokott. Egy félvezető termék általában közelítőleg 3 hónap után lesz kész az eladásra az alapanyag felhasználásától számítva.
- Az optimális készletezést nagyban megnehezíti, hogy nagyon sztochasztikussá teszi a rendszert a különböző gyártási pontok eltérő működése, a sok lépésből álló gyártás, az azt végző gépek erőforrásainak változó rendelkezésre állása, a re-entrant természetű alkatrészek jelenléte a folyamatban. A sztochasztikusság a gyártási időben, az egyes résztermékek teljes kihozatali százalékában és a termék minőségben

- osztályozásából következő köztes alapanyag eloszlásokban jelentkeznek a különböző gyártási szinteken.
- A gyártási idő nem-lineárisan változik a különböző gyártási/összeszerelési pontokon, azok kapacitás telítettségének függvényében. A sztochasztikusság a telítettséggel arányosan növekszik.
 - További igény, hogy a különböző gyártási lépésekhez szükséges alapanyagok rendelkezésre álljanak a megfelelő időben a megfelelő raktárban, miközben esetleg a párhuzamos termékek előállításakor a gyártó sorok között kapacitás megosztás is szükséges. Ez megkülönbözteti a problémát a vegyipari termelés szabályozásban megszokott példától. (Lee és Billington, 1992)
 - A kereslet időbeli változása szintén nagyon ingadozik a piacon elérhető félvezető termékek széles skálájának, a sokrétű felhasználási lehetőségnek, és a számos piaci versenytársnak köszönhetően. Bár az átlagos kereslet hosszabb időtávot nézve elég jól megjósolható, az aktuális kereslet gyakran nagymértékben eltérhet az előre tervezettől.

2. ábra

A vizsgált SCM vázlata



Figure 2: Representation of the supply chain

Fabrication Starts (a control point)(1), Fab/Test1 (a manufacturing system)(2), Test1 Outs and Transport(3), Die/Package Inventory (an inventory storage)(4), Assembly Starts (a control point) (5), Assm/Test2 (a manufacturing system)(6), Test2 Outs and Transport(7), Semi-Finished Inventory (an inventory storage)(8), Finish Starts (a control point)(9), Finish (a manufacturing system)(10), Finish Outs and Transport(11), Components Warehouse (an inventory storage)(12), Shipment (a control point)(13), Demand (over time)(14)

Az általam elkészített modell szabályozó mechanizmusa nem hagyatkozik a keresletek becslésére, mert működési elve a nagyobb múltbeli időhorizonton megfigyelt keresletek alakulásából való folyamatos következtetés levonás a következő kis időszakokra (egy napra előre). Ezért a gyártási folyamat különböző szakaszaira csak olyan stratégiákat választ az optimalizáló algoritmus, amik a már megfigyelt keresletek ingadozását is jól kezelik (a gyár fentebb említett, felépítéséből adódó, sztochasztikusságot okozó, többi tényező mellett).

Az alkalmazott szabályozási, illetve döntéstámogató algoritmusok

A dolgozatban használt algoritmusok két csoportba oszthatók, amelyek a PID (Proportional Integrating and Differentiating) szabályozási és az EOQ (Economic Order Quantity) készletezési modellek.

Az utóbbi, (gyakran Wilson EOQ modellnek is nevezett) módszer meghatározza az optimális rendelési mennyiséget, amivel minimalizálható az összes szükséges változó költség, ami az áru tárolására és a rendelés teljesítésére vonatkozik. Ezt a modellt eredetileg F. W. Harris dolgozta ki 1913-ban, de R. H. Wilson szerzett vele hírnevet és vagyont a modell mélységébe tekintő korai analizisével.

A PID szabályozók az eltérés visszacsatolás mechanizmusa alapján működnek. Széles körben elterjedtek az ipari szabályozó rendszerek körében. Működési elvük az, hogy a folyamatváltozónak általunk alapjelként megadott értéktől való eltérését igyekszik minimálisra csökkenteni. Ezt a feladatot a változtatható bementi paramétert korrigálva végzi. Ilyen PID elven működő analóg vagy digitális szabályozót számos elektronikai termékben alkalmaznak.

Annak eldöntése, hogy egy adott nap hány terméket kezdjen el gyártani az adott összeszerelő részleg, és mennyit rendeljenek a különböző raktárak, naponta egyszer történik meg. Így elégségesnek tartom a szabályozók napi szintű újrakonfigurálását. A dolgozatban azt vizsgálom, hogy mennyire hatékony egy ilyen, a genetikus algoritmussal konfigurált szabályozókra épülő SCM, ha a következő nap döntéseit a jelen állapotokat figyelembe véve, azon stratégiai konfiguráció alapján hozzuk meg, ami az általunk vizsgált múltbéli időszakra a legjobban alkalmazkodott a kielégítendő igényekhez. A döntések megalapozása egy szempontú értékelés útján történik, ami az egész gyárra vonatkozó összes felmerülő költséget minimalizálja.

EREDMÉNY ÉS ÉRTÉKELÉS

Ebben a munkában azt kívánom bemutatni, hogy hogyan tudunk integrálni szabályozó algoritmusokat egy adott modellbe, majd a vizsgált rendszer működését úgy szabályozni, hogy a paraméterek beállításait és a szabályozók közötti váltást egy genetikus algoritmussal működő számítógépes program végzi. A Kaposvári Egyetem Informatika Tanszékén végzett kutatásokban a generikus szimulátor – genetikus optimátor közötti értékelés visszacsatolás biztosítja az optimalást (*Csukás és Balogh, 1998*). Ezt alapul véve döntöttem úgy, hogy az általam készített szabályozóval integrált modell létesítsen ilyen módon negatív értékelés visszacsatolást a genetikus algoritmust megvalósító programmal.

A probléma megoldása közben egy, a hagyományostól eltérő felépítésű, hibrid optimált döntéstámogató rendszert igyekeztem integrálni a vállalat számítógépi modelljével. A kidolgozott modellbe épített digitalizált numerikus programok végzik a szabályozást. A dolgozatban vizsgált esetben azonban ezek a szabályozók nem önállóan végzik a feladatukat, mert a genetikus algoritmus értékelés visszacsatolós kapcsolatban

van a modellel, ellenőrizve, hogy az adott szabályzó milyen beállításokkal tudna még hatékonyabban működni.

A szabályzó modell

Az alkalmazott, genetikus algoritmus által konfigurált PID szabályzó algoritmusok folyamatos visszacsatolásban állnak a modellel, és igyekeznek tartani egy bizonyos készlet pozíciót (3. ábra), amit szintén az optimalizálási szakaszban konfigurálunk ($I_{spxx}(k)$).

3. ábra

A szimulátor, a szabályzó algoritmusok és a genetikus algoritmus együttműködése

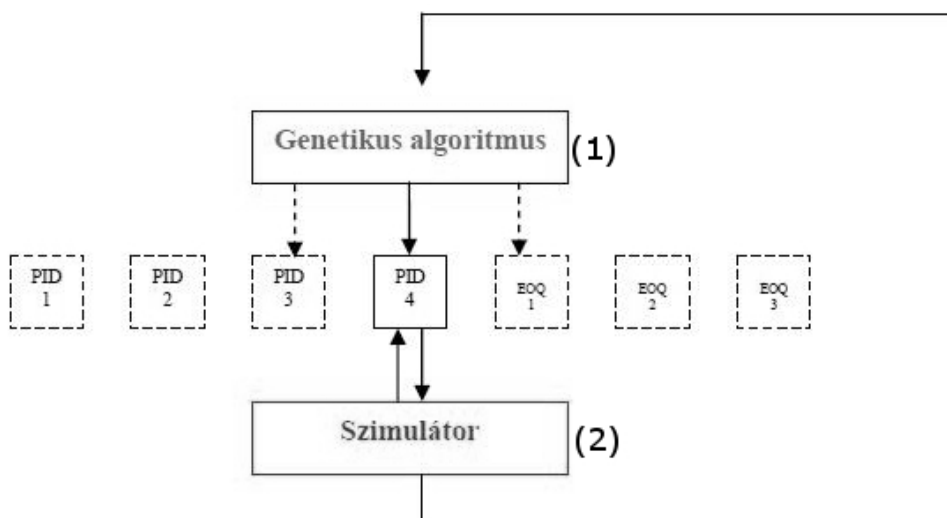


Figure 3: The cooperation of the simulator, the controller algorithms and the genetic algorithm

Genetic Algorithm(1), Simulator(2)

A továbbiakban bemutatott modellek paramétereit az 1. és 2. táblázatban rendszereztem. A rendelés leadása előtti készlet pozíció kiszámítási módja a következő:

$$I_{p40}(k) = I_{40}(k) + P_{40}(k) + WIP_{40}(k-1) - D_{40}(k). \quad (1)$$

Az ettől való eltéréseket minden döntéshozatal előtt kiszámoljuk,

$$e_{40}(k) = I_{sp40}(k) - I_{p40}(k) \quad (2)$$

és a mindenkor választott modell szerint feladjuk a rendelést ($O_{xx}(k)$) az alárendelt gyártó sornak vagy alapanyag beszállítónak.

$$O_{40}(k) = K_c e(t) + \frac{K_c}{\tau_I} \int_0^t e(t') dt' + K_c \tau_D \frac{de}{dt} - \tau_F \frac{du}{dt}. \quad (3)$$

Az EOQ algoritmusok alkalmazása esetén ha lecsökken az adott érték (s v. S) alá a készlet, akkor a modell paraméterezésének és típusának megfelelően számítjuk az $O_{xx}(k)$ értékét (Graves és Willems, 2000).

Az $O_{xx}(k)$ csak az az algoritmus által javasolt mennyiség, amennyit le kellene gyártani vagy meg kellene rendelni, de ez nem mindig kivitelezhető. Ezért a valóban gyártószalagra helyezett termékek számát a $C_{xx}(k)$ változók jelölik. Ha például nincs rendelkezésre álló kapacitás a gyártósoron, akkor a termékből csak annyit kezd el gyártani, amennyire van még kapacitás. Amennyiben nincs elegendő alapanyag a gyártás megkezdéséhez a tízzele kisebb indexű raktárban ($I_{xx}(k)$), akkor alapanyag hiányában elmarad a gyártás, vagy csak a rendelkezésre álló mennyiséget használjuk fel. Ez akkor fordulhat elő, ha elégtelenül működik a készletező algoritmus, azaz nem rendel és raktároz elég terméket. Azonban ez egy jól optimalizált rendszerrel nem jellemző, mert az a teljes összköltség minimalizálás csak úgy valósulhat meg, ha a megfelelő időben a megfelelő helyeken rendelkezésre áll az alapanyag. Ezért a készletezés stratégiáját úgy igyekszik kialakítani az optimalizáló algoritmus, hogy ne fusson ki egyik részfolyamat se az alapanyagból.

A 11 féle PID paraméterezési konfiguráció az 1. táblázatban látható, ahol a „ θ ” az alárendelt gyártó sor vagy alapanyag beszállító gyártási idejét, kiszállítási idejét jelenti. A „ λ ” egyike a az optimalizáló algoritmus által szabadon konfigurált változóknak. Értéke befolyásolja a PID algoritmus kimeneti értékét.

1. táblázat

Az alkalmazott PID szabályozó paraméterezési konfigurációk

Modell(1)		K_c	τ_i	τ_D	τ_F
I.	$\beta = \theta/2$	$(2\lambda + \beta)/(\lambda + \beta)^2$	$2\lambda + \beta$	-	-
II.	$\beta = \theta/2$	$(2\lambda + \beta)/\lambda^2$	$2\lambda + \beta$	$2\lambda\beta/(2\lambda + \beta)$	-
III.	$\beta = \theta/2$	$(2\lambda + 2\beta)/(\lambda + \beta)^2$	$2\lambda + 2\beta$	$(\beta^2 + 2\lambda\beta)/(2\lambda + 2\beta)$	-
IV.	$\beta = \theta/2$	$(2\lambda + 2\beta)/(\lambda^2 + 4\lambda\beta + 2\beta^2)$	$2\lambda + 2\beta$	-	$\lambda^2\beta/(\lambda^2 + 4\lambda\beta + 2\beta^2)$
V.	$\beta = \theta/2$	$(2\lambda + 3\beta)/(\lambda^2 + 4\lambda\beta + 2\beta^2)$	$2\lambda + 3\beta$	$(2\lambda\beta + 2\beta^2)/(2\lambda + 3\beta)$	$\lambda^2\beta/(\lambda^2 + 4\lambda\beta + 2\beta^2)$
VI.	$\beta = \theta/2$	$(2\lambda + 2\beta)/(\lambda^2 + 2\beta^2)$	$2\lambda + 2\beta$	$2\lambda\beta/(\lambda + \beta)$	$(\lambda^2\beta + 4\lambda\beta^2)/(\lambda^2 + 2\beta^2)$
VII.		0,2	20	-	-
VIII.		0,9 / θ	3,3 θ	-	-
IX.		0,67 / θ	6 θ	-	-
X.		$(10 + \theta) / 100$	$10 + \theta$	$10\theta / (10 + \theta)$	-
XI.		1,2 / θ	3,3 θ	0,5 θ	-

Table 1: The applied PID controller parametering configurations

Model(1)

2. táblázat

A használt szimbólumok jelmagyarázata, változói típusaik

Szimbólum (1)	Leírás (2)	Típusa (3)
I_0	Alapanyag (pl. szilikon ostya) készlet (4)	Szabályozott változó (5)
I_{10}	Összeszereléshez szükséges alapanyag készlet (6)	Szabályozott változó
I_{20}	Félkész termék készlet (7)	Szabályozott változó
I_{30}	Véglegesített termék készlet (8)	Szabályozott változó
I_{40}	Felcímkézett, becsomagolt készlet az eladóhelyen (9)	Szabályozott változó
WIP_0	Szállítás alatt álló alapanyag (10)	Hozzárendelt változó (11)
WIP_{10}	Gyártás alatt álló összeszereléshez szükséges alapanyag (tranzistorok, áramkörök beültetése) (12)	Hozzárendelt változó
WIP_{20}	Összeszerelés alatt álló félkész termék (13)	Hozzárendelt változó
WIP_{30}	Véglegesítés alatt álló termék (14)	Hozzárendelt változó
WIP_{40}	Dobozolás és szállítás alatt álló késztermék (15)	Hozzárendelt változó
C_0	Rendelt alapanyagok (16)	Manipulált változó (17)
C_{10}	Elkezdett gyártás a Gyártás/Tesztelés1 részlegen (18)	Manipulált változó
C_{20}	Elkezdett gyártás az Összeszerelés/Tesztelés2 részlegen (19)	Manipulált változó
C_{30}	Elkezdett gyártás a Véglegesítés részlegen (20)	Manipulált változó
C_{40}	Kiszállításra küldött, dobozásra küldött kész termék (21)	Manipulált változó
D	Az I_{40} -es raktárnál (eladóhely) jelentkező kereslet (22)	Mért zavarás (23)
θ_0	Beszállítási idő (szilikon ostya) (24)	Modell paraméter (25)
θ_{10}	Gyártási idő (Gyártás/Tesztelés1 részleg) (26)	Modell paraméter
θ_{20}	Gyártási idő (Összeszerelés/Tesztelés2 részleg) (27)	Modell paraméter
θ_{30}	Gyártási idő (Véglegesítés részleg) (28)	Modell paraméter
θ_{40}	Kiszállítási idő (Kész termék raktárba) (29)	Modell paraméter
$Y_{10} - Y_{40}$	Kihozatali százalék ($M_{10} - M_{40}$ helyen) (30)	Modell paraméter
$I_{sp0} - I_{sp40}$	Készlet pozíció célérték ($I_0 - I_{40}$ helyen) (31)	Optimalizált paraméter (32)
R	Rendelési költség (a rendelt termék darabszámától független összeg) (33)	Hozzárendelt változó
$G_{10} - G_{40}$	Gyártósor üzemeltetési költség (a rendelt termék darabszámától független összeg; $M_{10} - M_{40}$ helyen) (34)	Hozzárendelt változó
$KT_0 - KT_{40}$	Egységnyi termékre jutó tárolási költség (35)	Modell paraméter
B	Kötbér kötelezettség a kielégítetlen kereslet miatt (36)	Hozzárendelt változó

Table 2: Nomenclature of the used symbols

Symbol(1), Description(2), Type(3), Stock (e.g. silicon wafer) Inventory(4), Controlled Variable(5), Assembly-Die Inventory(6), Semi-Finished Goods Inventory(7), Components Warehouse Inventory(8), Finished, Packed Goods Ready To Sell(9), Stock Under Delivery(10), Associated Variable(11), Work-In-Progress of Fab/Test1 Node(12), Work-In-Progress of Assembly/Test2 Node(13), Work-In-Progress of Finish/Pack Node(14), Finished Product Under Delivery(15), Ordered Stock Resources(16), Manipulated Variable(17), Starts of Fab/Test1 Node(18), Starts of Assembly/Test2 Node(19), Starts of Finish/Pack Node(20), Finished Goods Sent To Delivery(21), Customer Demand(22), Measured Disturbance(23), Delivery Time of The Stock Resources(24), Model Parameter(25), Throughput Time of Fab/Test1 Node(26), Throughput Time of Assembly/Test2 Node(27), Throughput Time of Pack/Finish Node(28), Delivery Time of The Finished Goods(29), Yield of $M_{10} - M_{40}$ Nodes(30), Inventory Setpoints ($I_0 - I_{40}$)(31), Optimized Parameter(32), Shipment Cost (of every delivery)(33), Constant Fabrication Cost (while operating)(34), Inventory Cost(35), Backorder Cost(36)

Az optimalizáló algoritmus célfüggvénye az összes gyártással és készletezéssel kapcsolatban felmerülő költség minimalizálása:

$$\min: Q = \sum_{j=0;10;20;30;40}^m \sum_{k=2}^m (I_j(k) \cdot KT_j + G_j(k)) + B(k) + R(k) \quad (4)$$

ahol

$$B(k) = K_b \cdot \frac{(D(k) - I_{40}(k)) + |D(k) - I_{40}(k)|}{2} \quad (5)$$

A szabályozott modell alkalmazása

Számítógépes kísérleteim során egy példaképpen gyártó rendszert elemeztem, amelynek tulajdonságai a melléklet 3. táblázatában láthatók.

3. táblázat

A gyártó részlegek tulajdonságai

Gyártósor (1)	Tulajdonságai (2)	M ₁₀	M ₂₀	M ₃₀	M ₄₀
Kihasznátság (3) 0 – 70 %	min. θ (nap (4))	30	5	1	1
	átl. (5) θ (nap)	32	6	2	1
	max. θ (nap)	34	7	3	1
	eloszlása (6)	folyt. (7)	folyt.	folyt.	folyt.
Kihasznátság 70 – 90 %	min. θ (nap)	32	5	1	1
	átl. θ (nap)	35	6	2	1
	max. θ (nap)	38	7	3	1
	eloszlása	folyt.	folyt.	folyt.	folyt.
Kihasznátság 90 – 100 %	min. θ (nap)	35	5	1	1
	átl. θ (nap)	40	6	2	1
	max. θ (nap)	45	7	3	1
	eloszlása	folyt.	folyt.	folyt.	folyt.
Kihozatal (8)	min.%	93	98	98,5	100
	átl.%	95	98,5	99	100
	max.%	97	99	99,5	100
Kapacitás (9)	maximum termék (10)	45000	7500	2500	2500

Table 3: Data of the manufacturing nodes

Factory(1), Nodes(2), Load(3), Days(4), Average(5), Distribution(6), Unif(7), Yield(8), Capacity(9), Max Items(10)

Az általam használt genetikus algoritmust végrehajtó program a Kaposvári Egyetem Informatika Tanszékén Balogh Sándor kutató saját fejlesztése. Alkalmazásával tudtam elérni, hogy elviselhető időkeretek között találjuk meg a modell közel optimális paramétereit. Ahogy az a való életben is van, ha napi jellegű döntéseket akarunk rábízni egy programra, akkor jó, ha minél kevesebb ideig kell futtatni.

Az optimalizálás után megkapjuk a következő napra irányadó paramétereiket és stratégiákat. Egy adott napon hozott döntés soha nem azon a napon fejt ki hatását,

amikor hozták. A gyártási lánc különböző pontjain hozott döntések összesítve fejtik ki hatásukat majd a jövőben, különböző időpontokban. Ez nagyban megnehezíti a probléma kezelését, ezért is az „m” (vizsgált időhorizont) értékére akár 1500 nap is javasolt.

A futtatott modell szimuláció és optimalizálási folyamat során, a vizsgált gyártási folyamat optimális paramétereivel megfelelően tudta kezelni az „m” utáni elkövetkező napokon jelentkező bizonytalanságokból adódó kilengéseket is.

Esettanulmány

A vizsgált esettanulmányban a kereslet (4. ábra) részben az előző napról raktáron maradt termékekből illetve az aznap elkészült termékekből kerül kielégítésre.

4. ábra

A vásárlói kereslet alakulása a napok függvényében

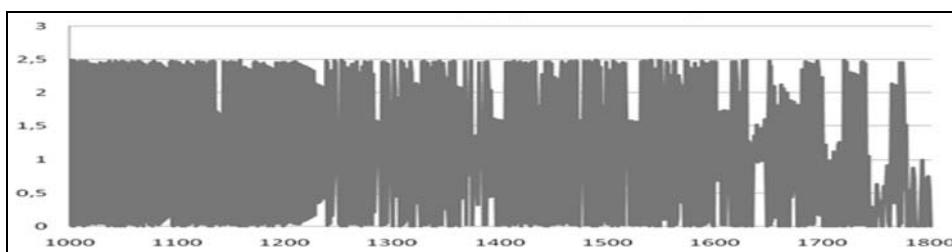


Figure 4: Consumer demand in days

Az algoritmus figyeli a készlet pozíciót, azaz a gyártás alatt álló és a raktárban található termékek összegét, és annak a kívánt értéktől való eltérésének mértékében illetve a gyártószalag terheltségének figyelembevételével meghozza a döntést az aznap rendelendő termékek számáról (esetünkben $\lambda = 260.7$ érték mellett). A PID által használt K_c és τ_i értékek napi alakulását az 5. és 6. ábrán láthatjuk. Ez a stratégia τ_D és τ_F értékkel nem rendelkezik (értékük zérus).

A választott szabályozó algoritmus eleinte hagyja, hogy a készlet lecsökkenjen, és így kevesebb legyen a tárolási költség. De a megvásárolt termékek pótlásáról is gondoskodik a vizsgált esetben. A készletszám kilengéseit (7. ábra) részben az okozza, hogy a kereslet sztochasztikus, részben pedig az, hogy a hosszantartó gyártási folyamat során a naponta elkészülő termékek száma nem egyenletes eloszlású. A szabályozó algoritmus beavatkozásait a 8. ábrán látható diagram szemlélteti. Az algoritmus döntéseinek következményei pedig a raktárba beérkező, legyártott termékeket bemutató 9. ábrán láthatók. A 10. ábrán az készletezésnek alárendelt gyártó részleg gyártási kapacitás változásaiból az olvasható le, hogy több alkalommal gyárt 100%-os kihasználtsággal. Ez azt jelenti, hogy azokon a napokon valószínűleg még szükség lenne több termék gyártására is a szabályozó algoritmus szerint, azonban nincs rá elég erőforrás. Nem biztos azonban, hogy a gyártósor bővítése a megoldás. Lehet, hogy egy másként konfigurált szabályozó algoritmus a kapacitás hiányokat a ki nem használt kapacitásokból való erőforrás átcsoportosítással ki tudja váltani. Azonban ennek az elgondolásnak a megvalósítása mélyebb elemzést igényel, mert nem biztos hogy elegendő kapacitást tudunk átcsoportosítani a megfelelő időben. Továbbá az sem biztos, hogy az előre gyártás és raktározás kifizetődőbb lesz az általa megnövelt tárolási költség

miatt. Tehát előfordulhat az, hogy a továbbiakban is több alkalommal bevételtől esik el a vállalat az elégtelen készletek miatt, és emellett még a tárolási költségeit is megnöveljük. Mindez az általam kidolgozott módszer használatával kipróbálható és kielemezhető, azonban a dolgozat terjedelme ezt nem teszi lehetővé számomra.

5. ábra

A PID algoritmus K_c értéke a napok függvényében

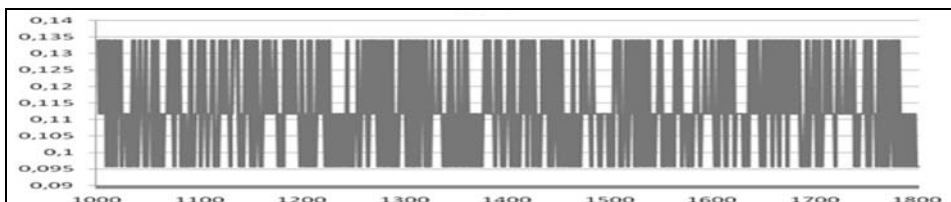


Figure 5: The PID algorithm's K_c value in days

6. ábra

A PID algoritmus τ_I értéke a napok függvényében

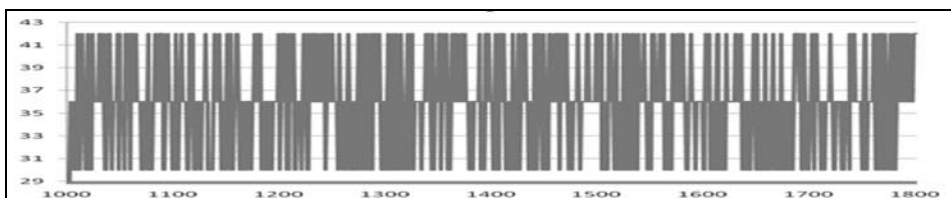


Figure 6: The PID algorithm's τ_I value in days

7. ábra

A napi kereslet kielégítése után raktárban maradt készlet alakulása a napok függvényében

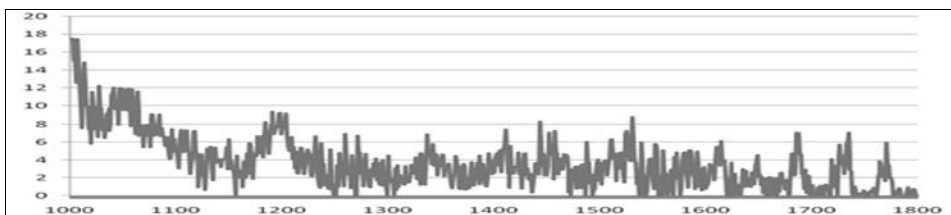


Figure 7: The restly inventory of the finished goods at the end of the days

8. ábra

A szabályozó algoritmus javaslata alapján megkezdett termelés alakulása a napok függvényében

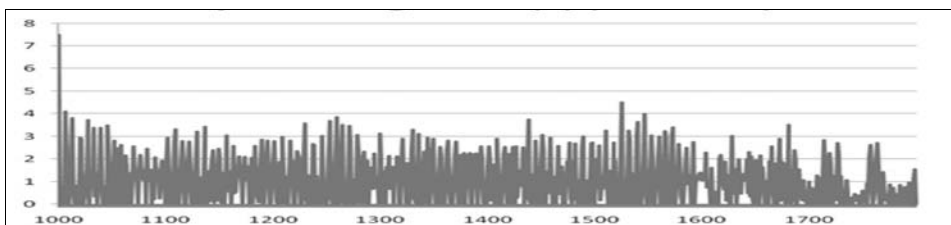


Figure 8: The Fabrication Starts (decided by the controller algorithm) in days

9. ábra

A készletraktárba beérkező elkészült termékek alakulása a napok függvényében

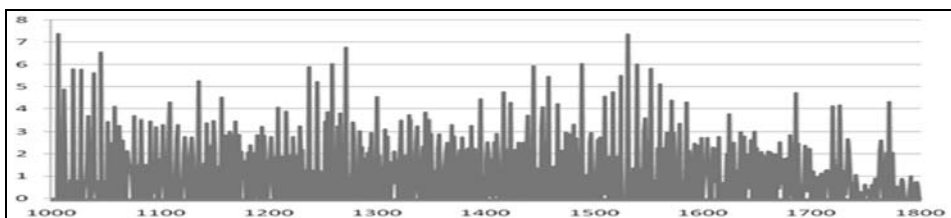


Figure 9: The incoming finished products to the warehouse in days

10. ábra

A gyártósor kapacitásának kihasználtsága a napok függvényében

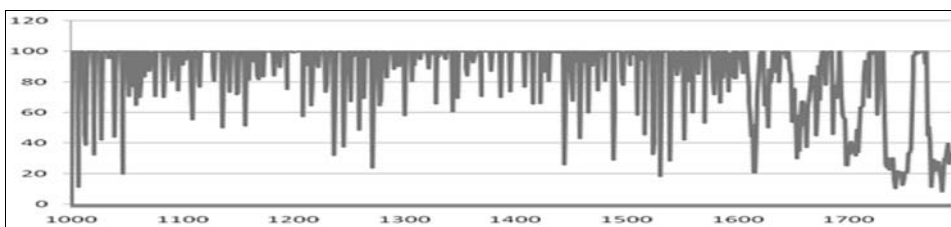


Figure 10: The capacity usage of a manufacturing node in days

Összehasonlítva az általam kidolgozott módszert egy előre konfigurált EOQ szabályozóval, a genetikus algoritmus által konfigurált PID szabályozó 23%-kal kevesebb összköltséget eredményezett a 60 napos szimuláció során. (11. ábra)

11. ábra:

A két összehasonlított módszer eredményei

Eredmények		Eredmények	
Átlagok		Variancia Analízis	
Nap Végli Leltári	5.94	Átl. Nettó Készl.	5.7729
Sürgős Rendelési	0.00	Nettó Készl. Var.	42.8129
Költségek		Átl. Rendelés	8.5082
Rendelési	\$5,800.00	Rendelés Var.	6.3310
Tárolási	\$34,133.74	Átl. Kereslet	8.3833
Sürgős Rend.	\$0.00	Kereslet Var.	2.5512
Összes	\$39,933.74	OK	
Eredmények		Eredmények	
Átlagok		Variancia Analízis	
Nap Végli Leltári	3.63	Átl. Nettó Készl.	3.7364
Sürgős Rendelési	0.10	Nettó Készl. Var.	11.6677
Költségek		Átl. Rendelés	8.4929
Rendelési	\$6,000.00	Rendelés Var.	2.4758
Tárolási	\$23,065.45	Átl. Kereslet	8.3570
Sürgős Rend.	\$1,640.37	Kereslet Var.	2.2417
Összes	\$30,705.82	OK	

Figure 11: The results of the two examined technique

KÖVETKEZTETÉSEK

A vizsgált termelési folyamat tanulmányozása alapján megállapítható, hogy a véletlenszerűen változó igényekhez optimálisan alkalmazkodó készletezési stratégia meghatározására jól alkalmazható a munkám során kialakított módszer. E módszer általánosan is megfogalmazható lényege az, hogy a készletezés szabályozását különféle hangolható PID, EOQ vagy egyéb szabályozási algoritmusokkal végezzük, olyan módon, hogy az alkalmazott szabályozó típusát és paramétereit genetikus algoritmussal konfigurált, szabályozott szimulációival határozzuk meg. Ennek során a genetikus algoritmus lehetősége a szabályozók típusára és paramétereire terjed ki, az evolúciós folyamat, pedig a költség, mint értékelő jellemző visszacsatolásával játszódik le.

Konkrét PID és EOQ szabályozókkal végzett konkrét optimálási kísérletek alapján megállapítottam, hogy az evolúciós fejlesztés alkalmazása nélkül heurisztikusan megválasztott tapasztalati paraméterek mellett a készletgazdálkodásban szokásosan alkalmazott EOQ szabályozókkal kapunk kedvezőbb eredményeket. Ugyanakkor a különféle szabályozók evolúciós optimalása esetén az optimált PID szabályozók lényegesen jobb eredményt biztosítanak.

IRODALOM

- ASCET (2003): Achieving supply chain excellence through technology, URL (<http://www.ascet.com>).
- Chopra, S., Meindl, P. (2001). Supply Chain Management: Strategy, Planning and Operation. Prentice-Hall : Upper Saddle River, NJ.
- Csukás B., Balogh S. (1998). Combining Genetic Programming with Generic Simulation Models in Evolutionary Synthesis. In: Computers in Industry 36. 181-197.
- Graves, S. C., Willems, S. P. (2000). Optimizing strategic safety stock placement in supply chains. In: Manufacturing and Service Operations Management. 2. 1. 68-83.
- Gunasekaran, A. és Ngai, E.W.T. (2004). Information systems in supply chain integration and management. In: *European Journal of Operational Research* 159. 2. 269-295.
- Hopp, W., Spearman, M. (1996). Factory Physics: Foundations of Manufacturing Management, McGraw-Hill, New York.
- Kapuscinski, R., Tayur, S. (1999). Optimal policies and simulation-based optimization for capacited production inventory systems. (Tayur, S., Ganeshan, R., Magazine, M. (és mtsai): Quantitative Models for Supply Chain Management) - kiadványban, Kluwer Academic, New York, Dordrecht.
- Kempf, K. (2003a). Optimization of a semiconductor supply chain, Proceedings of the INFORMS, OR/OS Practice konferencia, Phoenix, AZ, 43-49.
- Kempf, K. G. (2003b). Models needed for supply-demand network management, Workshop on Transport in Supply Chains, Traffic, and Biology, Arizona State University
- Kempf, K. G. (2004). Control-Orineted Approaches to Supply Chain Management in Semiconductor Manufacturing. American Control Conference, Boston, MA
- Lee, H. L., Billington, C. (1992). Supply chain management: pitfalls and opportunities. In: Sloan Management Review 33. 65-73.
- Lehőcz G., Csukás B. (2005). Kísérlet gazdasági potenciál számításon alapuló lokális döntések alkalmazására egy keverési folyamat kétrétegű háló modelljében. OTDK, Eötvös Lóránd Tudományegyetem, 2005. március 21-23.
- Lehőcz G. (2007). Makro szinten modellezett logisztikai folyamatok "optimalása" lokális gazdasági potenciál számításon alapján. I. Kaposvári Gazdaságtudományi Konferencia, Kaposvár, 2007. november 9.
- Simchi-Levi, D., Kaminsky, P., Simchi-Levi, E. (2004). Managing the Supply Chain: The Definitive Guide for the Business Professional. McGraw-Hill : New York.
- Simulation Dynamics (2003). Importance of supply chain management. URL (<http://www.simulationdynamics.com/Sc/SupplyChainImportance.htm>).

Levelezési cím (*Corresponding author*):

Kratafila Máriaó

Kaposvári Egyetem, Gazdaságtudományi Kar, Informatika Tanszék
7400 Kaposvár, Guba Sándor u. 40.

Kaposvár University, Faculty of Economic Science

Department of Information Technology

H-7400 Kaposvár, Guba Sándor u. 40.

Tel.: 36-30-6854-667, Fax: 36-82-505-953

e-mail: kratafila@t-email.hu