

KERESLET-ELŐREJELZÉS SPORADIKUS KERESLETŰ TERMÉKEKRE: EGY GYÓGYSZER-NAGYKERESKEDELMI VÁLLALAT ESETTANULMÁNYA¹

GELEI ANDREA – DOBOS IMRE

citation and similar papers at core.ac.uk

pro

A vállalatok jelentős része szembesül azzal, hogy termékei jelentős része iránt viszonylag kevés alkalommal jelentkezik kereslet. Ebből következik, hogy az ilyen termékekre a klasszikus előrejelzési módszerek, mint pl. a mozgó átlag számítása, vagy az exponenciális simítás nem alkalmazható. Azon termékeket, amelyek iránt viszonylag ritkán jelenik meg kereslet, sporadikus keresletű termékeknek nevezzük. A megkülönböztetés a sporadikus és nem sporadikus termékek között sokszor csak hüvelykujj szabály alapján állapítható meg, de erre vonatkozóan a szakirodalomban találunk iránymutatást. A nemzetközi szakirodalomban már megjelentek olyan új kereslet-előrejelzési módszerek, melyeket kimondottan az ilyen, sporadikus kereslettel rendelkező termékek esetében javasoltak. Cikkünk célja, hogy ezeket a szakirodalmi ajánlásokat egy konkrét hazai vállalat valós adatain esettanulmány jelleggel tesztelje. A nemzetközi szakirodalomban is ritkán publikálnak tudományos dolgozatokat, amelyek ezt a témakört valós alkalmazási környezetben tárgyalják; ismereteink szerint magyar nyelven erről tudományos dolgozat pedig még nem született. Elméleti bevezetőnk után egy gyógyszer-nagykereskedelmi vállalatnál valós adatait használva vizsgáljuk a kérdéskört. Sor kerül a vállalat termékportfóliójának a kereslet-előrejelzés szempontjából történő tipizálására, majd sporadikus keresletű termékek keresletének előrejelzésére és ennek során a szakirodalomban az alkalmazandó módszerekre vonatkozó ajánlások vizsgálatára.

Kulcsszavak: kereslet-előrejelzés, sporadikus kereslet, statisztikai módszer, esettanulmány.

1 Bevezetés

A kereslet-előrejelzés az a tevékenység, amelynek során a vállalat értékteremtő folyamatokat menedzselő szervezeti egységei – saját tapasztalataikra, tudásukra és historikus értékesítési adatokra alapozva – közösen megbecslik a vállalat által gyártott termékek, illetve termékcsoportok várható piaci keresletét. E várható kereslet előrejelzésére azért van szükség, mert a vállalat működése és anyagi folyamatai csakis e várható jövőbeli kereslet ismeretében tervezhetőek és valósíthatóak meg hatékonyan. A vállalati működés során használt

¹Dobos Imre köszöni a TÁMOP-4.2.2.A-11/1/KONV-2012-0051 kutatási program támogatását. Beérkezett: 2013. március 5. E-mail: andrea.gelei@uni-corvinus.hu

erőforrások tervezhetőségének alapját a jó minőségű előrejelzési adatok teremtik meg. A kereslet-előrejelzés eredménye tehát jóval több egy vállalat számára, mint egyszerű számadatok halmaza, hiszen erre épül a vállalat teljes rövid- és középtávú gazdálkodása. Cikkünkben a kereslet-előrejelzés módszertani kérdéseivel foglalkozunk. Olyan előrejelzési módszerek bemutatására és konkrét esettanulmányon keresztül történő tesztelésére kerül sor, melyek nem csak a hagyományos előrejelzési módszerek által vizsgált értékesítési volumen alakulását vonják be az elemzésbe, de vizsgálnak egy, a termékek várható keresletének meghatározása szempontjából fontos további jellemzőt is, mégpedig a kereslet időbeni szórtságát, azaz sporadicitását.

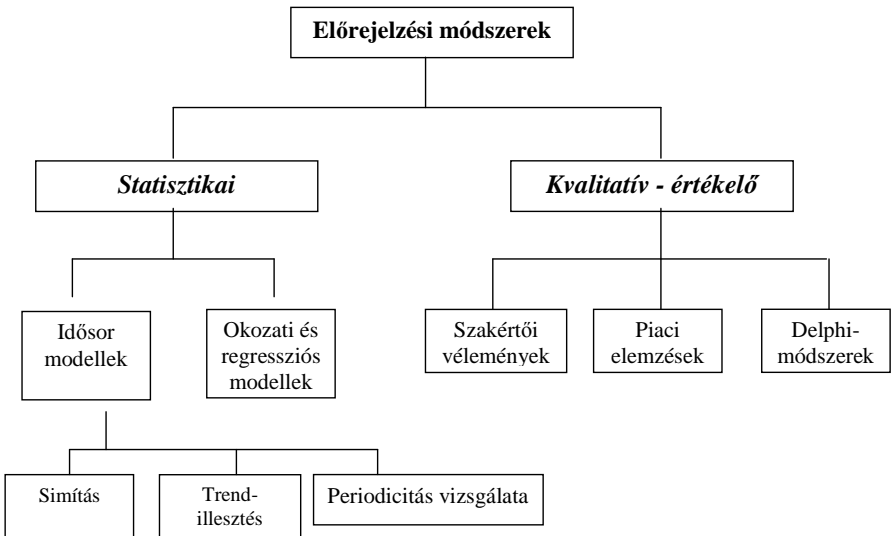
A termékek sporadicitását is kezelő kereslet-előrejelzési módszerekkel már a '70-es évek elejének foglalkoztak (Croston (1972)), azok igazi fejlődése ugyanakkor csak az ezredfordulóra tehető. Az elmélet ekkor meginduló fejlődését azonban nem követte azonnal az üzleti alkalmazás. Nagyon kevés az olyan irodalom, mely a sporadikus termékek előrejelzésére javasolt módszereket valós adatokon, esettanulmányokon keresztül teszteli és értékeli (Boylan et al. (2008); Babiloni et al. (2010)). A nemzetközi szakirodalomban is ritkán publikálnak tudományos dolgozatokat, amelyek ezt a témakört tárgyalják; ismereteink szerint magyar nyelven erről tudományos dolgozat még nem is született.

Tanulmányunk célja, hogy konkrét vállalati adatokon, egy hazai gyógyszer-nagykereskedelmi vállalat valós adatain keresztül teszteljük az irodalomban megtalálható azon állítást, miszerint az időben szórt kereslettel rendelkező termékek számára javasolt módszerek a korábbi módszereknél jobb megoldásokat adnak. A következőkben röviden bemutatjuk a kereslet-előrejelzés során alkalmazható módszereket, különös tekintettel azokra, melyek alkalmazása a sporadikus keresletű termékek esetében javasolt. Ismertetjük azokat az ajánlásokat is, melyeket a szakirodalom a különböző jellemzőkkel rendelkező termékekre vonatkozóan a konkrét előrejelzési módszertanra vonatkozóan megfogalmaz. Végül, de nem utolsó sorban a vállalat adatainak felhasználásával esettanulmányokat mutatunk be, melyek segítségével teszteljük, vajon ezeket a szakirodalmi ajánlásokat a gyakorlat is visszaigazolja-e.

2 A kereslet-előrejelzés módszertani alapjai

A modern kereslet-előrejelzési módszerek szempontjából két kiemelt keresleti jellemző vizsgálata fontos: (i) elemezni szükséges a *korábbi értékesítés volumenének időbeni alakulását, az értékesítési volumen relatív szórását*, (ii) másrészt vizsgálni kell a *múltbéli kereslet felmerülésének időbeli szórtságát, ún. sporadicitását*. E két kiemelt termékjellemző közül a hagyományos szakirodalom csak a kereslet volumenének szórását hangsúlyozza (Vollman et al. (1984); Chase – Aquilano (1985)). Az elmúlt évtizedben került a figyelem középpontjába a termékek keresletének másik fontos jellemzője, annak sporadicitása, azaz időbeni szórtsága (Boylan et al. (2008), Babiloni et al. (2010); Chitturi et al. (2010)).

A kereslet-előrejelzés során alkalmazott módszereket két fő csoportba sorolhatjuk, a kvantitatív és a kvalitatív előrejelzési módszerek csoportjaiba. A *kvantitatív* módszerek közé statisztikai módszerek, egyrészt ún. *idősoros*, másrészt *ok-okozati kapcsolatokat vizsgáló regressziós modellek* tartoznak. Ezek mindegyike a múltbeli adatokban rejlő tendenciák azonosítására koncentrál, s azokat próbálja meg kivetíteni a jövőben várható értékesítés alakulására. E matematikai modelleket azonban mindig rugalmasan kell kezelni, hiszen azok jellemzően nem képesek a kereslet jövőbeni alakulását közvetlenül, s gyakran erőteljesen befolyásoló aktuális és jövőbeni tényezők hatásainak figyelembe vételére (pl. állami szabályozás, piaci helyzet változásai). A statisztikai módszerekkel meghatározott várható keresletet ezért szakértői értékelésnek szükséges alávetni, s szükség esetén a számított értékeken módosítani kell. A szakértői, *kvalitatív* módszereknek is több típusát különböztethetjük meg (1. ábra). A következőkben a témánk szempontjából fontos statisztikai módszerek, ezen belül az idősoros modellek tárgyalására szorítkozunk.



1. ábra. Az előrejelzési módszerek csoportosítása (Chase – Aquilano (1985))

Mint azt említettük, *idősoros modellek* segítségével a múltbeli keresleti adatok, információk alapján próbálunk meg következtetést levonni a keresleti adatok jövőbeni alakulására vonatkozóan. E módszerek alkalmazása során tehát feltételezzük, hogy a múltbeli történések, folyamatok fognak folytatódni a jövőben is. Ezért a megfelelő kereslet-előrejelzés, a múltbeli adatok jövőre történő helyes kivetítése, extrapolálása szükségessé teszi a múltbeli adatokban rejlő tendenciák alapos vizsgálatát. Múltbeli adataink elemzésével többféle időbeli tendencia léteire világíthatunk rá (Éltető et al. (1982); Varga (1986); Hunyadi et al. (1997)):

1. A kereslet alakulása jellemzően időben erősen ingadozik. Ez a változás a hosszabb periódusok (pl. több évnnyi idősor) múltbeli adataira építő

előrejelzések során elemezhető. A statisztikai idősorokban megfigyelhető változás jellemzően három fő komponensből tevődhet össze:

- a. az alapirányzatból vagy más néven *trend*ből,
 - b. a periodikus ingadozásból, amely lehet *ciklikus* vagy *szezonális*,
 - c. illetve *véletlen* elemekből.
2. *Stacionaritás*. A kereslet-előrejelzéshez rendelkezésre álló idősor rövidsége miatt adatbázisunkról feltételeztük a stacionaritást. Adatállománynak nem tette lehetővé a trend és a szezonális hatásának vizsgálatát. Ezért azt interpretálhatjuk úgy, mint egy statisztikai mintát. Ezzel a feltételezéssel a mi elemzésünk középpontjában álló, sporadicitást vizsgáló kutatók rendszeresen élnek (Chitturi et al. (2010); Babiloni et al. (2010)).

Az idősorok alapirányzatának elemzéséhez több hagyományos módszer közül választhatunk: lineáris trend, mozgó átlag számítása, egyszerű exponenciális simítás. A kereslet-előrejelzés e klasszikus módszertanának részletes leírásáról jó áttekintést nyújtanak a hagyományos termelés menedzsment tankönyvek (Vollman et al. (1984); Chase és Aquilano (1985)). Ezek a klasszikus módszerek azonban csak a kereslet volumenének alakulását vonják be az elemzésbe és nem foglalkoznak a termék sporadicitásának kérdésével. Elsőként 1972-ben Croston, majd az ezredfordulót követően számos más szerző is a termékek időbeni szórtságának és e jellemzőnek az alkalmazható kereslet-előrejelzési módszerre gyakorolt hatásának vizsgálatát állította kutatásainak fókuszába (Syntetos – Boylan (2001); Boylan et al. (2008); Babiloni et al. (2010)) és fejlesztett ki új előrejelzési technikákat. A következőkben röviden ismertetjük az ún. Croston és az erre épülő ún. Syntetos-Boylan módszerek alapjait, melyek kezelik a termék sporadicusságának problémáját.

Croston módszere sporadikus termékek előrejelzésére

A Croston (1972) módszer az exponenciális simítás módszerének egy, a sporadikus keresletű termékekre kiterjesztett speciális változata. Az egyszerű exponenciális simítás ugyanis nem kezeli az olyan periódusokat, ahol nem jelenik meg kereslet. A Croston módszer alap gondolata, hogy vizsgáljuk a kereslettel nem rendelkező periódusok alakulását is, határozzuk meg azon periódusok várható értékét, amelyek esetében nincs kereslet a termék iránt. Ezzel Croston egy újabb simítási egyenletet vezetett be.

A módszer matematikai formája a következő:

$$f_t = \begin{cases} f_{t-1}, & \text{ha } d_{t-1} = 0, \\ \alpha d_{t-1} + (1 - \alpha)f_{t-1}, & \text{ha } d_{t-1} > 0, \end{cases} \quad (t = 1, 2, \dots, T)$$

$$p_t = \begin{cases} p_{t-1}, & \text{ha } d_{t-1} = 0, \\ \alpha q_{t-1} + (1 - \alpha)p_{t-1}, & \text{ha } d_{t-1} > 0, \end{cases} \quad (t = 1, 2, \dots, T)$$

$$q_t = \begin{cases} q_{t-1} + 1, & \text{ha } d_{t-1} = 0, \\ 1, & \text{ha } d_{t-1} > 0. \end{cases} \quad (t = 1, 2, \dots, T)$$

A fenti képletekben az d_t a múltbeli realizált, f_t érték az előrejelzett keresletet jelzi. Az α érték a simítási együttható, $\alpha \in [0, 1]$. Amint az a képletből látható, ha a kereslet az adott periódusban nulla, akkor az előrejelzés megegyezik az előző periódus keresletével. Amennyiben a kereslet pozitív, akkor a klasszikus exponenciális simítás alapján határozható meg az előrejelzés. A p_t változó szintén egy simítási változó, amely a kereslettel nem rendelkező periódusokat számlálja a múltbeli keresleti idősorban. Azonban ebben az esetben a pozitív kereslettel rendelkező intervallumok hosszát „simítjuk”, átlagoljuk. A q_t változó egy számláló mérték, amely azt számolja, hogy egymást követően hány periódusban nincs kereslet két olyan időpont között, amikor fellép kereslet, vagyis ez a változó leszámolja a kereslettel nem rendelkező, egymást nem metsző időintervallumok hosszát.

A fenti összefüggések segítségével lehet az előrejelzést kiszámítani:

$$\hat{f}_t = \frac{f_t}{p_t}, \quad (t = 1, 2, \dots, T).$$

A fenti hányados nem más, mint az átlagos periódushosszra eső átlagos előrejelzett kereslet. Abban az esetben, ha nincsenek kereslet nélküli periódusok, akkor ez a módszer megegyezik az egyszerű exponenciális simítással, hiszen ekkor q_t megegyezik eggyel minden periódusban, és p_t változó is egy lesz.

Syntetos és Boylan módszere

Syntetos és Boylan (2001) bebizonyította, hogy Croston (1972) módszere torzított becslést ad. A szerzőpáros az idézett dolgozatukban torzítatlan becslést ad a Croston módszerére. (A bizonyításokat az említett cikk tartalmazza.) Az új, torzítatlan előrejelzés ebben az esetben:

$$\hat{f}_t = \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \frac{f_t}{p_t}, \quad (t = 1, 2, \dots, T),$$

ami kisebb, mint a Croston módszerével adott előrejelzés. Az α érték a Croston módszer simítási együtthatójával egyezik meg, $\alpha \in [0, 1]$.

3 Javasolható előrejelzési módszerek a kereslet jellemzőinek függvényében

A hagyományos kereslet-előrejelzési módszerek a kereslet volumenének alakulását. Az előzőekben ismertetett módszerek már figyelembe veszik a termék keresletének időbeni szórtságát, azaz sporadicitását is.

A kereslet volumenének alakulása a relatív szórással ragadható meg. A relatív szórását a következőképpen definiálhatjuk:

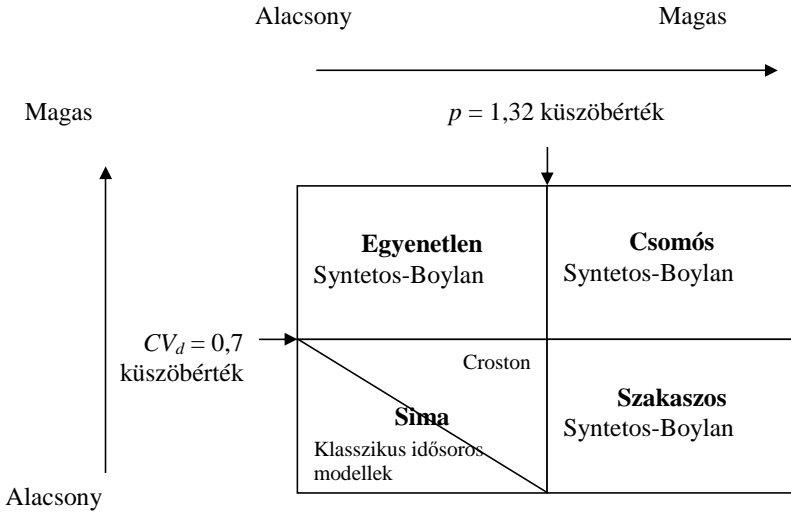
$$CV_d = \frac{D(d)}{E(d)},$$

ahol $D(d)$ a d valószínűségi változó szórása és $E(d)$ annak várható értéke. A relatív szórás e mutatójára korábbi vizsgálatok különféle határértékeket javasolnak. Peterson és Silver (1985) például a 0,45-os küszöbértéket javasolják, míg mások, így pl. Boylan et al. (2008) is e változó esetén a 0,7-es küszöbértéket tekintik irányadónak. Ezeket azért nevezhetjük küszöbértéknek, mert gyakorlati, szimulációs eljárással kerültek megállapításra. Például Peterson és Silver készletgazdálkodási alkalmazásban azt tesztelte, hogy az optimális tétel nagyság (EOQ) modellje milyen sztochasztikus kereslettel rendelkező termékekre használható. Elemzésünk során mi ez utóbbit, a Boylan et al. által javasolt küszöbértéket alkalmazzuk, mert a dolgozatunk alapvetően előrejelzési alkalmazásra fókuszál.

A termék időbeni szórtságát, sporadicitását a „kereslettel nem rendelkező periódusok hossza” eloszlásának empirikus várható értékével (p) ragadhatjuk meg. (Ez a Croston módszerében szereplő q_t változó átlaga.) E várható érték azért választható, mert a nemzetközi szakirodalom az e jellemző alapján történő tipizáláshoz is elfogadott hüvelykujj szabályokat dolgozott ki (Babiloni et al. (2010); Chitturi et al. (2010)). Ezek a hüvelykujj szabályok a vizsgált időintervallumok hosszára vonatkozóan 1,25 és 1,32 közötti értéket javasolnak. Dolgozatunkban az 1,32-es küszöbértékkel dolgozunk, amit Boylan et al. (2008) is használt.

A két kiemelt jellemző mentén a termékeket négy csoportba sorolhatjuk. Az alacsony relatív szórással és a kereslettel nem rendelkező időintervallumok alacsony átlagos értékével rendelkező termékek az ún. *simá keresletű* (smooth) termékek. Az alacsony relatív szórású, de a kereslettel nem rendelkező időintervallumok magas átlagos értékével rendelkező termékeket a szakirodalom *szakaszos keresletű* (intermittent) terméknek nevezi. Amennyiben a termék keresletének relatív szórása magas, de a kereslettel nem rendelkező időintervallumok átlagos értéke alacsony, ún. *egyenetlen keresletű* (erratic) termékről beszélünk. Azok a termékek pedig, melyek esetében mindkét keresleti jellemző a határérték feletti, *csomós keresletű* (lumpy) termékek. A négy csoport alapeseit a 2. ábrán szemléltethetjük.

A korábban bemutatott két kereslet-előrejelzési módszer (Croston és Syntetos-Boylan módszerei) figyelembe veszik a termék sporadikus jellegét is. Felmerül ugyanakkor a kérdés, hogy a két módszer közül melyik, és milyen jellemzővel bíró termékekre alkalmazható. A szakirodalom ajánlása szerint a magas (0,7 feletti) relatív szórással és/vagy a kereslettel nem rendelkező időperiódusok magas átlagértékével (p értéke 1,32 feletti) rendelkező termékek esetén a Syntetos-Boylan módszer alkalmazása javasolt (Boylan et al. (2008); Babiloni et al. (2010)). Alacsony relatív szórás és p érték mellett a Croston módszer javasolt, de a szakirodalmi ajánlások szerint e termékkör esetében a klasszikus idősoros modellek is jól használhatók.



2. ábra. A különböző terméktípusokhoz javasolt kereslet-előrejelzési módszerek (Babiloni et al. (2010))

Ahogy ezt már korábban is kiemeltük, a kereslet-előrejelzés nem más, mint egy korrigált statisztikai becslés. Teljesen pontos becslést nyilvánvalóan nem tudunk készíteni. A *becslés tényleges kereslethez viszonyított pontosságának elemzése* az egyik legfontosabb az értékteremtő folyamatok hatékonyságának vizsgálatakor. A kereslet-előrejelzési módszer megfelelőségét, tehát a kereslet-előrejelzés jóságát többféle módon is lehet mérni. A leginkább használt mutató erre az ún. átlagos abszolút eltérés mutató, azaz a *MAD* (Mean Absolute Deviation), amely jelzi, hogy az előre jelzett és a ténylegesen megfigyelt értékek különbsége mekkora (Hyndman – Koehler (2006))

$$MAD = \frac{\sum_{i=1}^n |d_i - f_i|}{n},$$

ahol n a megfigyelések száma, d_i a kereslet az i -ik periódusban, és f_i az előrejelzett érték.

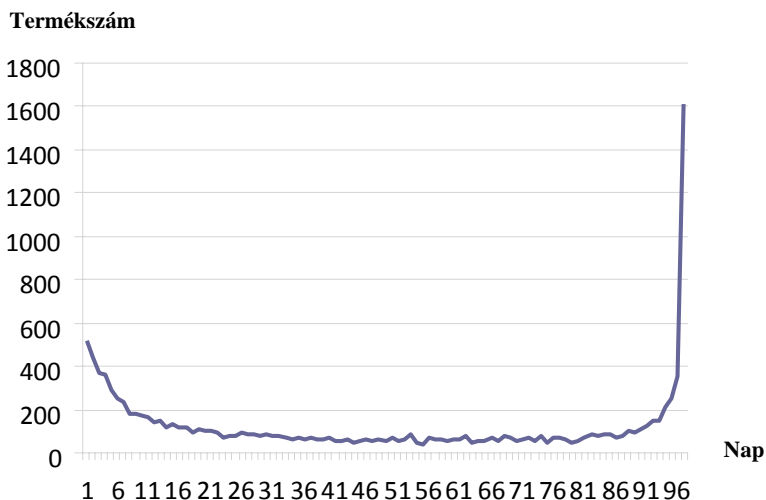
A fentiekben röviden bemutatottuk a sporadikus termékek keresletének előrejelzéséhez ajánlott módszereket és ismertettük azok alkalmazása kapcsán a szakirodalomban megtalálható ajánlásokat. A következőkben egy hazai gyógyszer-nagykereskedelmi vállalat valós adatainak felhasználásával tesz-teljük, hogy ezek a szakirodalmi ajánlások a gyakorlatban is helytállóak-e. Elemzésünk során az elvégzett kereslet-előrejelzés pontosságát a fenti MAD mutatóval fogjuk mérni.

4 A javasolt módszerek tesztelése egy hazai gyógyszer-nagykereskedelmi vállalat adatainak felhasználásával

A vállalat 11 924 termékére vonatkozóan végeztük el elemzésünket, melyhez a cég 2011. január 3. és 2011. május 20. közötti, napi keresleti adatait használtuk fel. (Megjegyezzük, hogy ezek a keresleti adatok nem a fogyasztói igényeket, tehát nem a piacon tényleges felmerülő keresletet mutatják, hanem a valóságban realizált keresletet, hiszen a vállalat központi raktárába a patikáktól beérkezett és valóságosan ki is szolgáltat rendelésekre vonatkoznak.) Összesen 97 munkanap volt a jelzett két időpont között. E két időpont között minden munkanapra vonatkozóan rendelkezünk információval azzal kapcsolatban, hogy a vizsgált periódusokban a vevői igényeket kiszolgáló központi raktárban mely termékek rendelkeztek és mekkora kiszállítási értékkel, azaz tényleges vevői kereslettel.

4.1 Napi keresleti adatok vizsgálata

A keresleti görbe a napi rendelési adatok vizsgálata alapján az adott termék-kör esetén széles U alakú görbét ír le (lásd 3. ábra), ahol az U bal oldali szélén azok a termékek találhatóak, melyek erős sporadicitást mutatnak, tehát gyakori azoknak a napoknak a száma, amikor nem rendelnek belőle. Az U alakú görbe jobb oldalán pedig azok a termékek szerepelnek, melyek iránt szinte minden nap érkezik rendelés a raktárba. Ebből az ábrából azonnal látható, hogy a termékek nagy részére viszonylag sok megfigyeléssel rendelkezünk. Ezen termékekre egyszerűnek tűnik az előrejelzés. Ugyanakkor a kevés megfigyeléssel, azaz nagy sporadicitással rendelkező termékek száma is tetemes. Vizsgálatainkat e termékkörre fókuszáljuk.



3. ábra. Napi rendelési görbe a vállalat vizsgált 11 924 termékére vonatkozóan

Elemzésünk következő lépésében a kereslet-előrejelzés szempontjából kiemelt két jellemző (a kereslet volumenének relatív szórása (CV_d) és a kereslettel nem rendelkező időintervallumok várható értéke (p)) alapján elemeztük és csoportosítottuk a vizsgált termékeket! Az 1. táblázatban az n értéke a kereslettel rendelkező periódusok számát mutatja, míg m a kereslettel nem rendelkező periódusok számát jelöli. (Ezeket a jelöléseket a további táblázatainkban is megtartjuk.) Elemzésünk eredményeként kapott csoportosítást mutatja az 1. táblázat.

Kereslet	Idő	$m = 0$		$m \geq 1$		Összesen
			$p < 1,32$	$p \geq 1,32$		
$n \geq 2, CV_d \geq 0,7$		573	1043	4124		5740
$n \geq 2, CV_d < 0,7$		1038	503	4124		5665
$n = 1$		0	0	519		519
Összesen		1611	1546	8762		11 924

1. táblázat. A vizsgált termékkörnek a kereslet relatív szórása és a kereslettel nem rendelkező időintervallumok átlaga alapján történt tipizálásának eredménye (napi adatok alapján)

Az 1. táblázat a szakirodalomban javasolt 2. ábra tipizálásának kiterjesztése. A különbség abból adódik, hogy a korábbi csoportosítást kiegészítettük azon termékekkel, amelyeket a 2. ábra nem tudott megragadni, hiszen a kereslet esetén a szórást nem lehet olyan termékekre számolni, amelyek iránt a vizsgált periódusban csak egyszer jelentkezett kereslet. Ugyanakkor olyan termékeket sem lehet a 2. ábrába felvenni, amely iránt minden nap volt kereslet, hiszen ekkor a p várható érték nem értelmezhető.

Mint az a fenti táblázatból kiolvasható, 1611 olyan terméket azonosítottunk az elemzésben szereplő majdnem 12 000 termékből, mely a vizsgált periódusban minden nap kiszállításra került. Ezekből a termékekből 1038 tekinthető többé-kevésbé egyenletes keresletűnek, míg a maradék 573 termék esetében a kereslet ingadozása viszonylag nagy.

Az is látszik, hogy 519 termékre a vizsgált periódusban csak egyszer érkezett rendelés. Már most előrebocsátjuk, hogy ez az a termékkör, melyre a rendelések alacsony száma miatt nem rendelkezünk megfelelő számú adattal, ezért ezek statisztikai vizsgálata (kereslet-előrejelzése) nem lehetséges. Természetesen amennyiben a vizsgálati periódus hosszát jelentősen növeljük (pl. a 97 nap helyett pl. egy teljes évre), úgy ez a termékkör várhatóan szűkül.

5665 termék esetén a kereslet mennyiségének relatív szórása viszonylag alacsony, ezen termékek kereslete erősen stacionáriusnak tekinthető, vagyis periódusonként viszonylag egyenletes kereslettel rendelkeznek. 5740 termék kereslete pedig nagy relatív szórású.

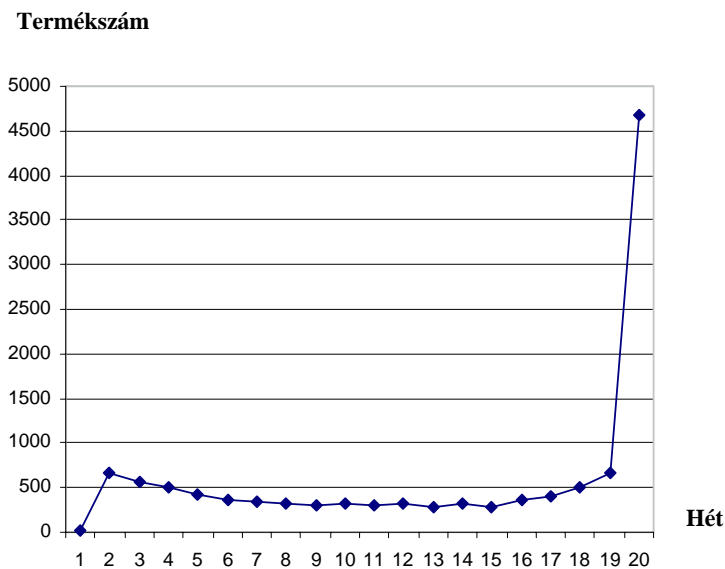
Az 1. táblázatban vastagítva szereplő négy termékcsoport kiemelten érdekes további elemzésünk szempontjából, s különösen igaz ez az ún. sporadikus kereslettel jellemezhető termékekre. Az irodalom ajánlása szerint ugyanis ezek esetén nyújthat komolyabb gazdálkodási előnyöket, amennyiben a termékek sporadicitását is kezelő kereslet-előrejelzési módszereket alkalmazunk (2. ábra). Az általunk vizsgált termékkörben 503 sima keresletű terméket találtunk, mely a kereslet viszonylag alacsony relatív szórásával és viszonylag gyakori rendeléssel jellemezhető. 4124 olyan termék szerepel a

vállalat termékportfóliójában, ahol a kereslet relatív szórása viszonylag alacsony, de a rendelési gyakoriság már jelentősen kisebb. Ezt a termékkört szakaszos keresletű terméknek neveztük. Szintén 4124 termék került elemzésünk eredményeképpen az ún. csomós kereslettel rendelkező, míg 1043 az ún. egyenetlen kereslettel rendelkező termékkörbe.

4.2 A heti adatok vizsgálata

A keresleti görbét aggregált heti, havi és negyedéves adatokra is fel lehet rajzolni. A heti adatok elemzését 95 nap összegzésével végeztük, mert a rendelkezésünkre álló 97 napi adatból ez a 95 nap tett ki kerek 19 hetet. 23 termék esetében fordult elő, hogy a heti adatok vizsgálatából kimaradt utolsó két napon nyúltak hozzá a termékhez, de ezeket a fentiek miatt az elemzésbe nem vettük bele. Fontos megjegyeznünk, hogy az adatok ilyen aggregálási folyamatával növeljük a valamennyi vizsgált időintervallumban kereslettel rendelkező termékek arányát. A napi 1611-ről a heti elemzés esetében már pl. 4671-re emelkedett azon termékek száma, melyeket a patikák minden héten rendeltek a raktárból.

Az előzőekben a napi, most az aggregált heti rendelési, keresleti adatok felhasználásával készítettük el a vizsgált termékkör csoportosítását. Mivel a vállalat jelenlegi működése során a rendelés utánpótlási ideje jellemzően nagyjából egy hét, ezért a heti összevont keresleti adatok elemzése is fontos.



4. ábra. Heti aggregált adatok alapján a keresleti görbe alakulása

Erre az összevont, heti rendelési adatállományra is két szempont szerint végeztük el a csoportosítást, ezúttal is a napi adatokon nyugvó csoportosításnál már megismert jellemzőket használtuk, tehát a kereslet relatív szórását

és a kereslettel nem rendelkező időintervallumok átlagát. A jelölések a korábbiak szerint alakulnak.

Kereslet	Idő	$m = 0$		$m \geq 1$		Összesen
		$p < 1,32$	$p \geq 1,32$	$p < 1,32$	$p \geq 1,32$	
$n \geq 2, CV_d \geq 0,7$		542	564	1780		2886
$n \geq 2, CV_d < 0,7$		4129	905	3321		8355
$n = 1$		0	0	683		683
Összesen		4671	1469	5784		11 924

2. táblázat. A vizsgált termékkörnek a kereslet relatív szórása és a kereslettel nem rendelkező időintervallumok átlaga alapján történt tipizálásának eredménye (heti adatok alapján)

Mint az a fenti, 2. táblázatból kiolvasható, 4671 olyan terméket találtunk, mely a vizsgált periódusban minden nap kiszállításra került. Ezekből a termékekből 4129 tekinthető többé-kevésbé egyenletes keresletűnek tekinthető. Ezek szerint heti bontású adatok alapján a vizsgált termékkör több mint egyharmada a kereslet-előrejelzés szempontjából könnyen kezelhető. Az összevont, heti adatok tehát jóval szélesebb körű, viszonylag jól előrejelezhető keresletű termékkört mutattak ki, mint a napi rendelési adatok alapján végzett elemzés. E termékkör számszerűen négyszeresére növekedett!

Az is látszik, hogy 683 termék iránt a vizsgált periódusban csak egyszer volt kereslet. Ez esetben is igaz, hogy ez az a termékkör, melyre a keresleti adatok alacsony száma miatt nem rendelkezünk megfelelő számú adattal, ezért ezek statisztikai vizsgálata (kereslet-előrejelzése) nem lehetséges. 8355 termék esetén viszonylag alacsony a kereslet relatív szórása, míg 2886 termék nagy szórással rendelkezik, tehát a kereslet előrejelzése terén problematikus termék.

A heti, összevont rendelési adatok alapján a vizsgált termékkörben 905 sima keresletű terméket találtunk, mely a kereslet viszonylag alacsony relatív szórásával és viszonylag gyakori rendeléssel jellemezhető. 3321 szakaszos keresletű terméket találtunk, ahol a kereslet relatív szórása viszonylag alacsony, de a rendelési gyakoriság már jelentősen kisebb. 1 780 termék került elemzésünk eredményeképpen az ún. csomós kereslettel rendelkező, míg 564 az ún. egyenetlen kereslettel rendelkező termékkörbe tartozik. Felhívjuk a figyelmet arra, hogy az egyik legkritikusabb, azaz a csomós keresletű termékkör a napi rendelési adatok alapján végzett tipizáláshoz képest radikálisan, az előző 43%-ára (4124-ről 1780-ra) csökkent.

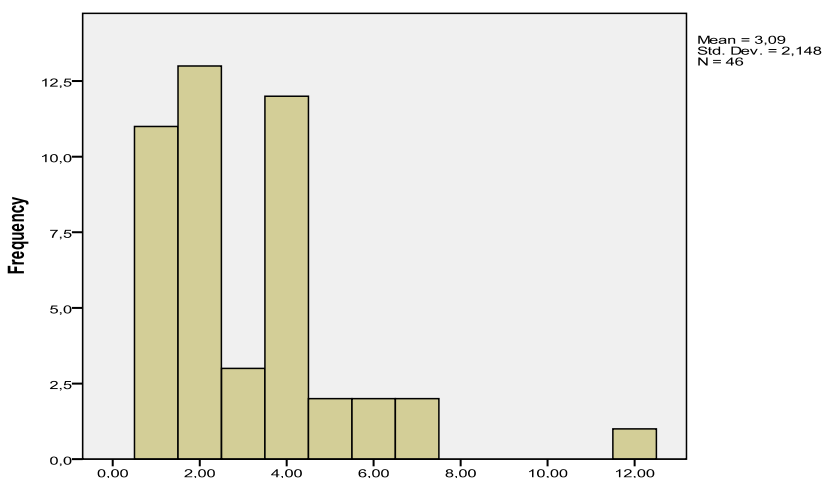
Természetesen mindez a napi adatok összevonásának tudható be, és a további, a megfelelő kereslet-előrejelzési módszer kiválasztása érdekében végzendő elemzésünk szempontjából pozitívnak tekinthető. A raktárellátás során meglévő heti beszállítási gyakorlat ugyanis a heti összevont rendelési adatok használatát lehetővé teszi, a heti szállítás miatt az egy héten belüli ciklikus-ságot pedig nem szükséges kezelni.

5 Kereslet-előrejelzési módszerek alkalmazása sporadikus termékekre

Ebben a fejezetben a vizsgált vállalat adatait felhasználva két, a sporadicitás szempontjából különösen kritikus termék-típusba tartozó terméket vizsgálunk. Közülük az egyik egy konkrét szakaszos, míg a másik egy csomós keresletű termék. Ezek esetében végeztük el a szakirodalom által javasolt módszerekkel is a kereslet előrejelzését. Azt vizsgáltuk, vajon a kapott eredmények mennyire tekinthetők jó előrejelzésnek, vajon vizsgálatunk megerősíti-e a szakirodalmi ajánlásokat.

5.1 A napi adatok alapján szakaszos keresletű csoportot reprezentáló termék esettanulmánya

A szakaszos keresletű terméktípust képviseli a *Doliva arckrém regeneráló éjszakai 50ml* (továbbiakban Doliva) nevű termék. A Doliva iránti kereslet volumenének relatív szórása 0,7, ami nem túl magas, csoportosításunkban éppen a szakaszos keresletű termékek határértékét jelöli. A p értéke 2, ami erős közepes, túl van az 1,32-es határértéken. Ennél a terméknél 46 megfigyelés állt rendelkezésre, tehát a vizsgált 97 periódus majdnem felénél jelent meg a raktárban kereslet az adott termék iránt. Felrajzoltuk a termék keresletének hisztogramját, ami megmutatja, milyen gyakorisági elemei voltak a termék keresletének (volumen). Az 5. ábra mutatja, hogy a termék relatív kicsi rendelési volumenekkel rendelkezett, kereslete időben szintén szórt.

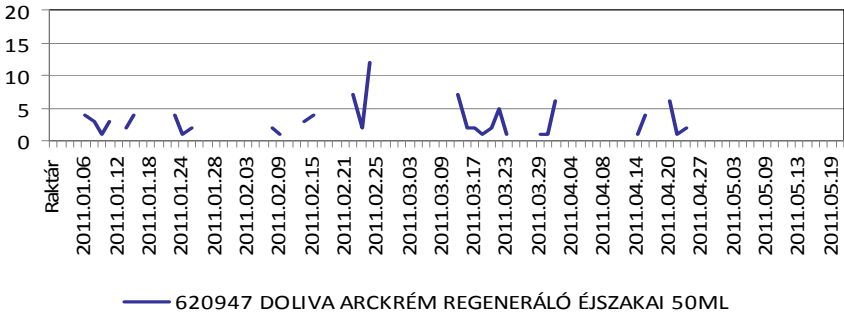


5. ábra. A Doliva egyetlen keresletű termék hisztogramja (napi kereslet)

A Doliva keresletének időbeli alakulását mutatja a 6. és 7. ábra. Ezek illusztrálják a termék és az általa képviselt termékcsoport keresletének (volumen) viszonylagos egyenletességét, de azt is, hogy ez a kereslet időben szórt,

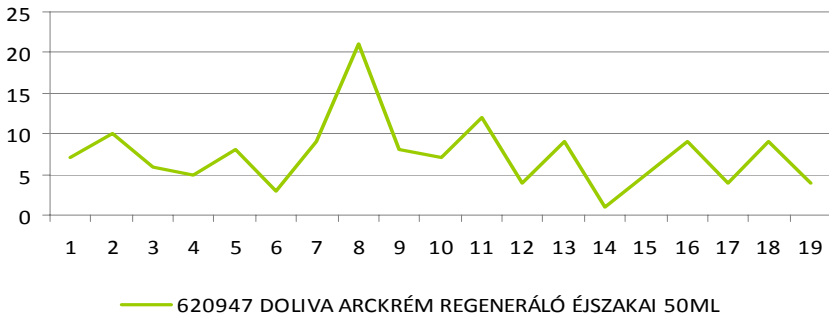
nagyon sok periódusban nincs rendelés a termékekre. A heti aggregált adatok jól mutatják, hogy ezen az időhorizonton nagy valószínűséggel stabilan lehet számítani kereslet felmerülésére.

620947 DOLIVA ARCKRÉM REGENERÁLÓ ÉJSZAKAI 50ML



6. ábra. A Doliva termék keresletének időbeli alakulása (napi kereslet)

620947 DOLIVA ARCKRÉM REGENERÁLÓ ÉJSZAKAI 50ML



7. ábra. A Doliva termék keresletének időbeli alakulása (heti kereslet)

A termék múltbéli keresleti adatait felhasználva a 2. fejezetben bemutatott módszerek (azaz a Croston és a Syntetos–Boylan módszere), valamint hagyományos módszernek tekinthető mozgó átlag számítása és az exponenciális simítás segítségével is elvégeztük a kereslet előrejelzését. Mind a napi, mind az aggregált heti keresleti adatokra számítottuk a várható keresletet. (A Melléklet tartalmazza az elemzés során használt, becsült paraméterek értékeit, tehát a mozgó átlag tagjainak számát és a simítási együtthatókat.)

A leginkább használható előrejelzési módszer kiválasztásánál a MAD legkisebb értéke az irányadó. Mint az a 3. táblázatból is látszik, a vizsgált termék esetében a napi adatokra a Syntetos-Boylan módszere adta a legkisebb MAD értéket. A heti aggregált adatokra pedig az exponenciális simítás vezetett a legkisebb MAD értékekhez (4. táblázat).

Előrejelzési módszer	Előrejelzett kereslet (2011. május 21-re)	Abszolút átlagos eltérés (MAD)
Mozgó átlag	0,33	1,76
Exponenciális simítás	0,93	1,70
Croston módszer	1,19	1,70
<i>Syntetos-Boylan módszere</i>	<i>0,74</i>	<i>1,62</i>

3. táblázat. A Doliva termékre végzett kereslet-előrejelzés eredményei (napi kereslet)

Előrejelzési módszer	Előrejelzett kereslet (2011 20. hetére)	Abszolút átlagos eltérés (MAD)
Mozgó átlag	5,67	3,69
<i>Exponenciális simítás</i>	<i>6,92</i>	<i>3,27</i>
Croston módszer	5,70	5,08
Syntetos-Boylan módszere	3,57	4,44

4. táblázat. A Doliva termékre végzett kereslet-előrejelzés eredményei (heti kereslet)

A Doliva a napi keresleti adatok alapján a szakaszos keresletű termékek csoportjába tartozik, ahol a kereslet relatív szórása viszonylag alacsony (esetünkben a határérték 0,7), tehát nagyjából egyenletes kereslettel lehet számolni. A probléma inkább a kereslet felmerülésének időbelisége, szórtsága. A napi keresleti adatok alapján szakaszos kereslettel jellemezhető termék esetében a szakirodalom által javasolt előrejelzési módszer a Syntetos-Boylan módszer, amit elemzésünk is a legalacsonyabb MAD értéket eredményező módszernek mutatott.

A napi adatok heti aggregálását követően újraszámoltuk a termékek csoportosításhoz használt két változó értékét. A Doliva esetén a heti aggregációt követően a CV_d értéke 0,58 lett, míg a p értékéke nem létezik. Ez azt jelenti, hogy ez, a napi adatok alapján egyenletlen kereslettel rendelkező termék az aggregált heti adatok alapján már a sima keresletű termékcsoportba kerül át, mely esetén a hagyományos kereslet-előrejelzési módszerek is jól használhatóak. A heti aggregált adatok alapján végzett számításaink támogatják a szakirodalmi ajánlásokat, mely szerint ilyen termékek esetén javasolt módszer a Croston módszer, vagy a hagyományos idősoros modellek.

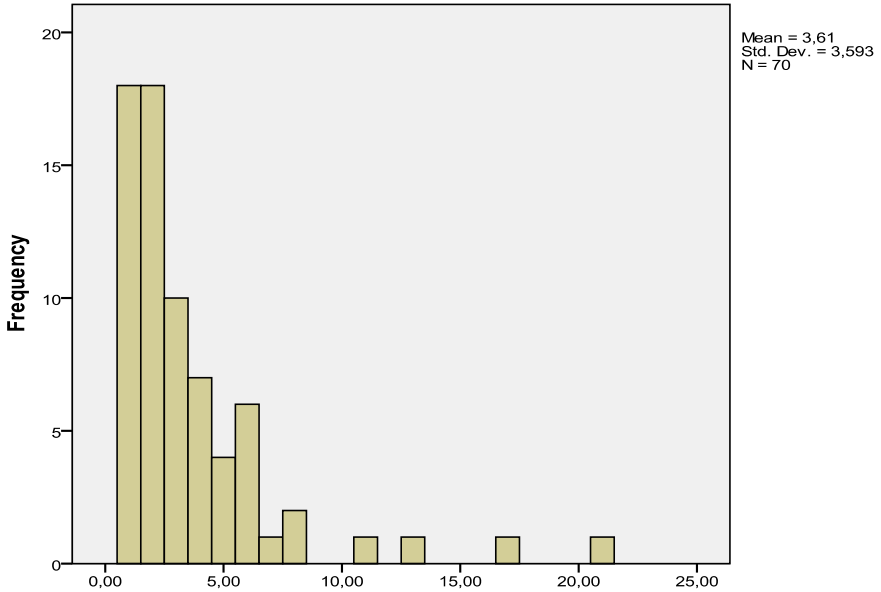
Termék	Kereslet típusa (napi adatok alapján)	A kereslettel rendelkező napok száma (és aránya, a rendelkezésre álló 97 naphoz viszonyítva)	Kereslet típusa (aggregált heti adatok alapján)	A kereslettel rendelkező hetek száma (és aránya, a rendelkezésre álló 19 héthez viszonyítva)
DOLIVA ARCKRÉM	<i>Szakaszos</i>	46	<i>Sima</i>	19
REGENERÁLÓ	$CV_d = 1,46$	(47,42%)	$CV_d = 0,58$	(100%)
ÉJSZAKAI 50ML	$p = 2$		p nem létezik	

5. táblázat. A Doliva termék csoportosításához használt jellemzők értékei a napi és a heti keresleti adatok alapján

5.2 A napi adatok alapján csomós keresletű csoportot reprezentáló termék esettanulmánya

A napi adatok esetén csomós keresletű terméktípust képviseli a *Menthae Piperitae Aetheroleum 100g* (továbbiakban *Menthae*) nevű termék. A csomós

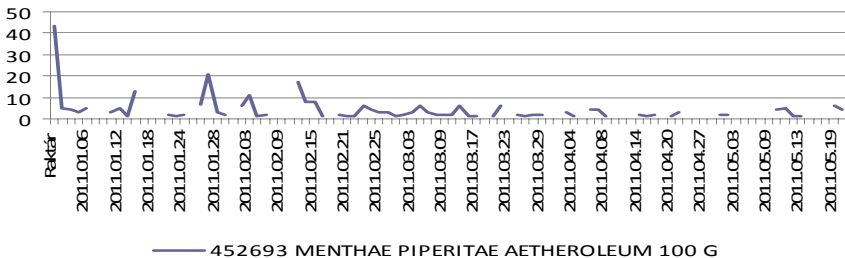
keresletű termékkör általunk kiválasztott reprezentánsa, a *Menthae* esetében a kereslet volumenének relatív szórása 0,99, ami magas érték. A termék 1,35-ös p értékkel rendelkezik, mely viszont éppen a határérték fölött található. A 8. ábrán látható hisztogram jól illusztrálja ezeket az extrém keresleti jellemzőket. A hisztogram exponenciális keresleti eloszlásra utal.



8. ábra. A *Menthae* csomós keresletű termék hisztogramja (napi kereslet)

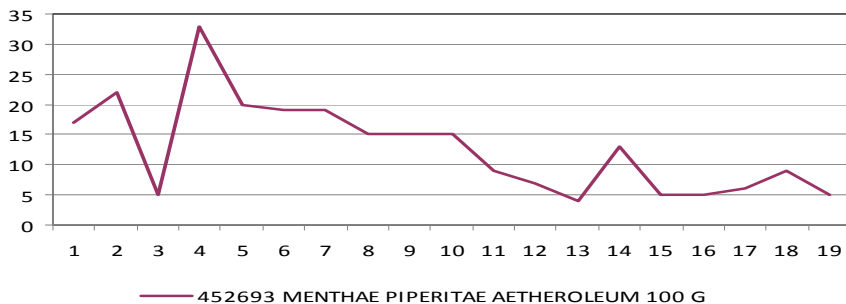
A *Menthae* keresletének időbeli alakulását mutatják az alábbi ábrák. A termék érdekessége, hogy magas a megfigyelések száma, a 97 napból 70 esetében volt a termék iránt kereslet. A keresleti adatok alapján arra következtethetünk, hogy szezonális termékkel állunk szemben, mely termék forgalmának nagy része a téli hónapokban realizálódik.

452693 MENTHAE PIPERITAE AETHEROLEUM 100 G



9. ábra. A *Menthae* termék keresletének időbeli alakulása (napi kereslet)

452693 MENTHAE PIPERITAE AETHEROLEUM 100 G



10. ábra. A Menthae termék keresletének időbeli alakulása (heti kereslet)

A termék múltbeli keresleti adatait felhasználva ez alkalommal is a bemutatott módszerek segítségével végeztünk kereslet-előrejelzést. Mint az a 6. táblázat mutatja, a vizsgált termék esetében a napi adatokra a Syntetos-Boylan módszer vezetett legkisebb MAD értékhez. A heti keresleti adatok esetén pedig a mozgó átlag használata hozta a legjobb eredményt (7. táblázat). (E számításainkhoz tartozó paraméterek értékeit is tartalmazza a Melléklet.)

Előrejelzési módszer	Előrejelzett kereslet (2011. május 21-re)	Abszolút átlagos eltérés (MAD)
Mozgó átlag	2,50	2,38
Exponenciális simítás	2,61	2,42
Croston módszer	2,91	2,61
<i>Syntetos-Boylan módszere</i>	<i>2,20</i>	<i>2,31</i>

6. táblázat. A Menthae termékre végzett kereslet-előrejelzés eredményei (napi kereslet)

Előrejelzési módszer	Előrejelzett kereslet (2011. 20. hetére)	Abszolút átlagos eltérés (MAD)
<i>Mozgó átlag</i>	<i>6,25</i>	<i>3,30</i>
Exponenciális simítás	6,49	5,02
Croston módszer	5,67	6,68
Syntetos-Boylan módszere	4,71	5,74

7. táblázat. A Menthae termékre végzett kereslet-előrejelzés eredményei (heti kereslet)

Természetesen az alapadatok heti aggregálását követően a Menthae esetében is újraszámoltuk a termékek tipizálása során használt két változó értékét. A CV_d értéke az aggregálás során az 1,32-es értékről 0,61-re csökkent, míg az aggregálás után sem határozhatjuk meg p értékét. A napi adatok heti aggregálásával a termék a Dolivához hasonlóan átcúsúzott a sima keresletű termékcsoportba. A szakirodalom a csomós terméktípus esetén a Syntetos-Boylan, míg a sima termékek esetén a Croston módszerét, vagy a hagyományos idősoros modelleket ajánlja. Számításaink hasonló eredményt hoztak, s ily módon támogatják ezeket az ajánlásokat.

Termék	Kereslet típusa (napi adatok alapján)	A kereslettel rendelkező napok száma (és aránya, a rendelkezésre álló 97 naphoz viszonyítva)	Kereslet típusa (aggregált heti adatok alapján)	A kereslettel rendelkező hetek száma (és aránya, a rendelkezésre álló 19 héthez viszonyítva)
MENTHEA	<i>Csomós</i>	70	<i>Sima</i>	19
PIPERITAE	$CV_d = 1,32$	(72,16%)	$CV_d = 0,61$	(100%)
AETHEROLEUM	$p = 1,35$		p nem létezik	

8. táblázat. A Menthea termék csoportosításához használt jellemzők értékei a napi és a heti keresleti adatok alapján

6 Összefoglalás

A vállalati gyakorlat vizsgálata során egyértelművé válik, hogy a cégeknek nem csak a hagyományos kereslet-előrejelzési módszertan által kezelt mennyiségi problémát kell kezelnie az előrejelzés során, de a kereslet időbeli szórtsága, sporadicitása is nehézséget okoz. A kereslet-előrejelzés legfrissebb kutatási irányzata a termékeket a kereslet relatív szórása és a sporadicitás mértéke (kereslettel nem rendelkező periódusok hosszának átlaga) alapján fogalmazza meg ajánlásait. E két keresleti jellemző alapján a termékeket sima, egyenetlen, szakaszos és csomós keresletű termékekre osztja, s a kereslet-előrejelzésre vonatkozó javaslatokat ezekre vonatkozóan fogalmazza meg. Elemzésünkben ezért elsőként a kereslet-előrejelzés szempontjából e két kiemelt jellemző alapján tipizáltuk az esettanulmányunkban szereplő vállalat teljes termékportfólióját. A cég vizsgált termékkörének ilyen jellegű csoportosítását a napi és a heti aggregált adatokra egyaránt elvégeztük.

E két jellemző alapján cikkünkben bemutatjuk a szakirodalomban megtalálható csoportosítás kiterjesztett változatát, mely a korábbi csoportosítást kiegészíti azon terméktípusokkal, melyek esetében a CV_d értékét nem lehet számolni, illetve, melyek esetében p várható értéke nem értelmezhető. Ily módon a vállalat teljes termékköre a tipizálás során kezelhetővé vált. A vizsgált 11 924 termék konkrét csoportba sorolása jó lehetőséget teremt a vállalat számára, hogy a kereslet-előrejelzési módszerek esettanulmányokban történő tesztelése során kapott eredményeket más termékekre is kiterjessze.

A kereslet-előrejelzési módszerek tesztelése során két, a sporadicitás szempontjából különösen problémás terméktípus egy-egy konkrét terméke esetén végeztük el számításainkat. A Doliva termék képviselte a szakaszos, míg a Menthae a csomós terméktípust (napi adatok esetén). A két esettanulmány során az előrejelzést négy módszerrel (mozgó átlag, exponenciális simítás, Croston és Syntetos-Boylan módszereivel) végeztük el. A napi adatok felhasználása mellett sor került továbbá a heti aggregált keresleti adatok alapján történő előrejelzésre is. *Számításaink eredményei mind a napi, mind a heti adatok használata esetén támogatják a szakirodalmi ajánlásokat, mely szerint az erőteljes sporadicitással rendelkező – mint pl. a szakaszos és a csomós – termékek esetén a Syntetos-Boylan módszer alkalmazása ajánlott, míg a sima*

keresletű termékek esetén jó megoldást jelentenek a hagyományos idősoros modellek is.

Mindkét termék esetében megfigyelhető volt, hogy a napi adatok heti aggregálásával mindkét kritikus változó értéke csökkent és a termékek egy, a kereslet-előrejelzés szempontjából egyszerűbb termékcsoportba, a sima kereslettel rendelkező terméktípusba kerültek át. Az adatok heti szintű aggregálása és erre alapozva a kereslet előrejelzésének heti időtávra szóló előrejelzése azért is javasolható a vállalat számára, mert az érvényes gyakorlat heti beszállítókkal működik.

Az alapadatokat aggregálása során tehát jellemzően csökken a kereslet sporadicitásának mértéke (az adott tervezési szinten sűrűbben állnak rendelkezésre adatok), ezért a statisztikai, benne a hagyományos kereslet-előrejelzési módszerek jellemzően megbízhatóbbá válnak. Bizonyos termékek esetén a sporadikus jelleg igen erős. Ezek esetében indokolt lehet az alapadatokat havi, sőt akár negyedéves aggregálása is. Ennek ára ugyanakkor, hogy növelni kell az elemzésbe vont múltbéli információk hosszát. Havi tervezési szinten például már legalább 2-3 éves visszamenőleges adatra lenne szükség. A negyedéves tervezés szintjén pedig mintegy 5 évre visszamenő megfigyelések szükségesek (persze ez rövid élettartamú termékek esetén nem alkalmazható).

Melléklet. Az esettanulmányoknál használt előrejelzési módszerekhez tartozó simítási együtthatók

Termék neve	Napi keresleti adatok	Heti aggregált keresleti adatok
DOLIVA	$n = 3$	$n = 3$
	$\alpha_{\text{exp}} = 0,1$	$\alpha_{\text{exp}} = 0,15$
	$\alpha_C = 0,1$	$\alpha_C = 0,45$
	$\alpha_{S-B} = 0,4$	$\alpha_{S-B} = 0,65$
MENTHAE	$n = 8$	$n = 2$
	$\alpha_{\text{exp}} = 0,2$	$\alpha_{\text{exp}} = 0,5$
	$\alpha_C = 0,3$	$\alpha_C = 0,5$
	$\alpha_{S-B} = 0,6$	$\alpha_{S-B} = 0,5$

α_{exp} az exponenciális simításnál, α_C a Croston módszernél, míg α_{S-B} a Syntetos-Boylan módszerénél használt simítási együttható, illetve a mozgó átlag tagjainak száma (n)

Irodalom

1. Babiloni, E., Cardós, M., Albarracín, J. M., Palmer, M. E. (2010): Demand categorisation, forecasting and inventory control for intermittent demand items, *South African Journal of Industrial Engineering* 21, 115–130.
2. Boylan, J. E., Syntetos, A. A., Karakostas, G. C. (2008): Classification for forecasting and stock control: A case study, *Journal of the Operational Research Society* 59, 473–481.
3. Chase, R. B. – Aquilano, N. J. (1985): *Production and operations management*, 4th ed., Irwin, Homewood, IL.

4. Chitturi, P., Gershon, M., Chen, J., Boyarski, J. (2010): Identification and classification of intermittent demand patterns, *International Journal of Productivity and Quality management* 6, 304–317.
5. Croston, J. D. (1972): Forecasting and stock control for intermittent demand, *Operational Research Quarterly* 23, 289–304.
6. Éltető, Ö., Meszéna, Gy., Ziermann, M. (1982): *Sztochasztikus módszerek és modellek*, Közgazdasági és Jogi Könyvkiadó, Budapest.
7. Hunyadi, L., Mundruczó, Gy., Vita, L. (1997): *Statisztika*; 2. kiadás, Aula Kiadó, Budapest.
8. Hyndman, R. J., Koehler, A. B. (2006): Another look at forecast accuracy, *International Journal of Forecasting* 22, 679–688.
9. Peterson, R. – Silver, E. (1985): *Decision Systems for Inventory Management and Production Planning*; Wiley, New York.
10. Syntetos, A. A., Boylan, J. E. (2001): On the bias of intermittent demand estimates, *International Journal of Production Economics* 7, 457–466.
11. Varga, J. (1986): *Idősorelemzés-előrejelzés*, IGK, Prodinform, Budapest.
12. Vollmann, Th. E., Berry, W. L., Whybark, D. C. (1984): *Manufacturing planning and control systems*, Irwin, Homewood, IL.

FORECASTING OF SPORADIC PRODUCTS - A CASE STUDY OF A PHARMACEUTICAL WHOLESALER COMPANY

Significant numbers of companies have the problem that demand for their products are sporadic in nature. Demand of such products is not continual in time; its demand is diffused, is random with large proportion of zero values in the analyzed time series. The sporadic character of a demand pattern actually means that available information on the demand of previous selling periods is leaky resulting in lower quality of data available. In these cases traditional forecasting techniques do not result in reliable forecast. Special forecasting algorithms have been developed during the last decade dealing with this problem. The paper introduces these techniques and offers suggestions for application. It also presents the case study of a Hungarian pharmaceutical wholesaler company. Based on real data we develop a topology of the company's product portfolio, carry out forecasts using different techniques including those developed for products with sporadic demand and also analyze the quality of these forecasts.

Keywords: demand forecasting, sporadic demand, statistical analysis, case study