

## **ZAMAN SERİSİ MODELLERİNİN ELEKTRONİK TABLOLAR YARDIMI İLE OLUŞTURULMASI<sup>1</sup>**

**Arş. Grv. Seyhan SİPAHİ**  
**İ.Ü. İşletme Fakültesi**  
✉ **sipahi@istanbul.edu.tr**

**Özet :** Doğrusal regresyon analizi, çeşitli zaman serisi (ZS) modellerinin parametrelerini tahmin etmek için sıkça kullanılan bir tekniktir. Bazı durumlarda, zaman serisi verilerine geleneksel regresyon temelli tekniklerin uygulanması ile tahmini parametrelerin optimum değeri bulunamamaktadır. Günümüzde elektronik tablolar içinde yer alan ve "solver" (çözücü) olarak bilinen doğrusal ve doğrusal olmayan optimizasyon aracı, hem bu tür parametre tahmin sorunlarını bir ölçüde azaltmakta, hem de birçok ZS probleminin modelleme işlemini kolaylaştırmaktadır. Bu makalede, "solver" ın regresyon temelli ZS tekniğinden daha iyi sonuç verdiğini gösteren iki ZS problemi ele alınmıştır. Ayrıca makale, eğitimcileri bu çalışmada ele alınmış olan ve diğer geleneksel ZS tekniklerini Solver'ın yetenekleri ışığında yeniden değerlendirmeye teşvik etmektedir.

**Anahtar Kelimeler :** Zaman Serileri, Regresyon, Elektronik Tablolar, Eğitim

---

<sup>1</sup> Bu makale Cliff T. Ragsdale, Donald R. Plane'in "On Modeling Time Series Data Using Spreadsheets" (Omega,28,2000, S.S. 215-221) adlı makalesinden, aslına sadık kalınarak Arş. Grv. Seyhan SİPAHİ tarafından dilimize çevrilmiştir.

## 1. GİRİŞ

Yıllar boyunca gerçekleştirilen çeşitli çalışmalar, zaman serisi (ZS) analizlerinin iş dünyasında en çok kullanılan kantitatif tekniklerden biri olduğunu göstermektedir [3,4,6,7].Gerçekten de gelecek zamanda gerçekleşecek üretim hacminin, işgücü maliyetlerinin, kullanılabilir kaynak miktarının, müşteri taleplerinin ve/veya faiz oranları seviyelerinin tahmin bilgileri, genellikle simülasyon ve optimizasyon gibi diğer modelleme teknikleri için girdi bilgisi niteliğini taşımaktadır.Bu nedenle ZS analizleri ister tek başına, ister diğer modelleme teknikleri ile birlikte kullanılsın, en sık kullanılan kantitatif tekniklerden biri olma özelliğini korumaktadır.

Çeşitli yazılımlarda mevcut bulunan elektronik tablolar, verilerin analiz edilmesinde ve kantitatif problemlerin modellerinin kurulmasında en çok kullanılan yönetim araçları arasında yer almaktadırlar.Bu nedenle iş dünyasında ZS modellerinin büyük bir çoğunluğu bu elektronik tablo ortamlarında kurulmaktadır [7].Yakın tarihli bir araştırma makalesi, elektronik tabloların kullanımı konusunda uzmanlaşan yöneticilerin, bazı özellikli uygulamalar için daha uygun olmalarına rağmen diğer yazılım paketlerini kullanmak istemediklerini vurgulamaktadır [2].Bu yüzden elektronik tablolar, ZS analizleri için en iyi araç olmamakla birlikte, elde edilebilirlik, kullanım kolaylığı gibi avantajları yanında model kurma ve grafik çizme yeteneği sayesinde iş dünyasında analistlerce tercih sebebi olmaktadır.

Elektronik tablolar, en küçük kareler yöntemini kullanarak doğrusal regresyon analizi yapabilmektedirler.Ayrıca analistlere regresyon temelli çeşitli ZS modelleri ( doğrusal trend modeli, polinomial trend modeli, gösterge değişkenlerin kullanıldığı mevsim etkili modeller gibi) kurma konusunda olanaklar da sağlamaktadırlar.Bunun yanında ağırlıklı hareketli ortalama, çeşitli düzgünleştirme teknikleri gibi ZS modellerini de bu tablolarda kurmak mümkündür.Buna rağmen yakın geçmişe kadar, tablo analistleri ağırlıklı veya düzgünleştirme modellerinin parametrelerinin optimum değerlerinin tahmin edilmesi konusunda herhangi bir araca ya da yönteme sahip değillerdi.Birçok model için gerekli olan bu parametrelerin kabul edilebilir değerlerinin tahmini için deneme yanılma yöntemi ya da sadece bu iş için o anda geliştirilen yöntemler kullanılmaktaydı.

Şüphesiz ki günümüzde tanınmış tablolama yazılım paketlerinin tümü "Solver" (çözücü) olarak bilinen bir optimizasyon aracı içermektedir. Solver, tablo üzerinde tanımlanan "changing cells" (değişecek hücreler) değerlerini iterasyon yöntemi ile değiştirerek, bu değerlere herhangi bir formül ile bağlı olan "target" (hedef) hücrenin maksimum ya da minimum

değerini bulabilen bir araçtır. Solver ayrıca hedef hücrenin optimum değerinin belirli kısıtlar altında bulunabilmesine de olanak tammaktadır. Bu yüzden Solver, belirli kısıtlar altında doğrusal veya doğrusal olmayan optimizasyon problemlerini çözebilen bir araç olarak tanımlanmaktadır.

Birçok ders kitabı Solver'ın, ağırlıklı hareketli ortalama ve diğer düzgünleştirme modellerinin parametrelerinin optimum tahmin değerlerini bulabilme yeteneğine sahip olduğuna değinmiştir [11-13]. Ancak yakın tarihli yayınlarda Solver'ın ZS modelleri ile ilgili analistlere sağladığı bazı ek faydalar gözden kaçmıştır. Bu makalede sözkonusu faydaların iki tanesine yer verilmektedir: (1) **doğrusal olmayan zaman serisi modellerinin parametrelerinin optimum tahmin değerlerinin bulunması** ve (2) **çoklu mevsimsel ZS modellerinin parametrelerinin optimum tahmin değerlerinin bulunması**.

## 2. DOĞRUSAL OLMAYAN MODELLERİN PARAMETRELERİNİN OPTİMUM TAHMİN DEĞERLERİNİN BULUNMASI

Bir  $Y_t$  ZS değişkeninin zaman içinde doğrusal olmayan şekilde eğilim göstermesi çok sık rastlanan bir durumdur ( $t= 1,2,3,\dots$ ). Böyle durumlarda genellikle  $\epsilon_t$  tesadüfi hata terimi olmak üzere,  $Y_t=f(t)+\epsilon_t$  gibi doğrusal olmayan bir fonksiyon  $f(\cdot)$  tanımlanmaya çalışılır.  $f(\cdot)$  fonksiyonunun doğrusal olmaması nedeniyle, bu fonksiyona ait parametrelerin tahmin edilmesinde doğrusal regresyon tekniğinin uygulanması genellikle uygun değildir.

Basit bir örnek olarak elimizde mevcut olan bir ZS veri seti için,  $\epsilon_t$  tesadüfi hata terimi  $\mu=0$  beklenen değer ve  $\sigma$  standart sapma ile normal dağılım gösteren tesadüfi değişken olmak üzere aşağıda belirtilen modelin uygun olduğunu varsayalım:

$$Y_t = B_0 \exp(B_1 t) + \epsilon_t \quad (1)$$

Bu modelde  $B_0$  ve  $B_1$  parametrelerinin tahmini değerlerini bulmak için doğrusal regresyon yöntemi doğrudan kullanılamaz. Ancak birçok istatistik ve kantitatif analiz kaynaklarında uygulandığı gibi (1) de yer alan  $\epsilon_t$  ihmal edilirse, modelin geri kalan kısmının her iki tarafının doğal logaritması alınarak model doğrusal hale dönüştürülebilir ve (2) de belirtilen şekli alır:

$$\ln(Y_t) = \ln(B_0) + B_1 t \quad (2)$$

Böylece (2) de,  $\ln(B_0)$  ve  $B_1$  parametrelerinin en küçük kareler tahmin değerlerinin bulunması için doğrusal regresyon yöntemi kullanılabilir. ( $B_0 = \exp(\ln(B_0))$  olduğu hatırlanmalıdır).  $t$ 'nin alacağı herhangi bir değer için  $\ln(Y_t)$ 'nin değerini tahmin etmek amacı ile  $\ln(B_0)$  ve  $B_1$  parametrelerinin en küçük kareler tahmin değerleri kullanılabilir. Daha sonra  $\ln(Y_t)$ 'nin tahmin değerinin antilogaritması alınarak  $Y_t$ 'nin tahmin değerine ulaşılır. (Aynı şekilde (1) kullanılarak  $B_0$  ve  $B_1$  in tahmin değerleri ile  $Y_t$ 'nin tahmin değeri doğrudan hesaplanabilir). Doğrusal olmayan ZS analizine bu yaklaşım birçok kaynakta önerilmektedir [10,13]. Ancak bu yöntem, (1) de yer alan  $B_0$  ve  $B_1$  in (en küçük kareler) tahmin değerlerinin optimum sonucunu bulamamaktadır. Tablo 1'de ele alınmış olan örnek, bu durumu ispatlamaktadır.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1					LN(Y) nin Regresyon Yön.		Y nin Regresyon Yön.		Y nin Solver			
2					ile Bulunan		ile Bulunan		ile Bulunan			
3	t	Y	LN(Y)		Tah. Değerleri		Tah. Değerleri		Tah. Değerleri			
4	1	19,04	2,95		2,93		18,7		20,3			
5	2	21,60	3,07		3,24		25,6		27,4			
6	3	37,49	3,62		3,55		34,9		37,0			
7	4	50,09	3,93		3,87		47,7		49,8			
8	5	66,78	4,20		4,18		65,1		67,1			
9	6	92,93	4,53		4,49		89,0		90,5			
10	7	125,78	4,83		4,80		121,5		122,0			
11	8	162,27	5,09		5,11		165,9		164,4			
12	9	219,74	5,39		5,42		226,5		221,6			
13	10	293,40	5,70		5,73		309,3		296,7			
14												
15				LN(B <sub>0</sub> )	2,6189	B <sub>0</sub>	13,7203		15,0385			
16				B <sub>1</sub>	0,3116	B <sub>1</sub>	0,3116		0,2965			
17												
18				SSE	0,0443	SSE	227,32		66,05			
19												

SOLVER  
TAHİMLERİ:  
Minimize: I18  
By Changing: I15; I16

**Tablo 1 : Orijinali Doğrusal Olmayan Modelin Doğrusala Dönüştürülerek Regresyon Modelinin Uygulanması ve Solver'ın Kullanılması**

HÜCRE ADRESİ	FORMÜL	KOPYALANAN ALAN
C4	=LN(B4)	C5:C13
E4	=\$E\$15+\$E\$16*A4	E5:E13
E15	=INTERCEPT(C4:C13;A4:A13)	-
E16	=SLOPE(C4:C13;A4:A13)	-
E18	=SUMXMY2(E4:E13;C4:C13)	-
G4	=EXP(E4) veya =\$G\$15*EXP(\$G\$16*A4)	G5:G13
G15	=EXP(E15)	-
G16	=E16	-
G18	=SUMXMY2(G4:G13;B4:B13)	-
I4	=\$I\$15*EXP(\$I\$16*A4)	15:I13
115	Solver Tarafından Bulunan Değer	-
116	Solver Tarafından Bulunan Değer	-
118	=SUMXMY2(I4:I13;B4:B13)	-

**Tablo 2 : Tablo 1' in Formül Açılımları**

Tablo 1 de (1) numaralı denklem kullanılarak  $B_0=15$ ,  $B_1=0,3$ ,  $\mu=0$  ve  $\sigma=3$  değerlerini esas alarak rastgele üretilmiş bir veri seti görülmektedir.(2) numaralı denkleme ait olan  $\ln(B_0)$  ve  $B_1$  parametrelerinin en küçük kareler tahmin değerleri sırası ile E15 ve E16 adreslerinde bulunmuştur. Örneklemeye ait her bir gözlem değerinin  $\ln(Y_i)$  tahmin değeri de E4:E13 alanında hesaplanmıştır.  $\ln(Y_i)$  nin gerçek değerleri ile tahmin değerleri arasındaki farkların (hataların) karelerinin toplamı (the sum of squared errors (SSE)) E18 adresinde 0,0443 olarak bulunmuştur.G kolonunda  $Y_i$ 'nin tahmin değerleri regresyon modelinin sonuçları esas alınarak hesaplanmıştır.Doğrusala dönüştürülmüş regresyon modeli uygulandığında  $Y_i$ 'nin gerçek ve tahmini değerleri arasındaki hataların kareleri toplamı (SSE) G18 adresinde 227,32 olarak bulunmuştur.E18 ve G18 adreslerinde yer alan SSE değerlerinin doğrudan karşılaştırılması, E18'de bulunan değerlerin bağımlı değişkenin dönüştürülmüş değerleri ile hesaplanmış olmasından dolayı mümkün değildir.

Son olarak I kolonu, (1) numaralı denklemi doğrudan kullanarak Solver'ın bulunduğu  $B_0$  ve  $B_1$  parametrelerinin en küçük kareler tahmin değerlerini ve buna bağlı sonuçları göstermektedir. Solver'ın bulunduğu sonuca göre  $Y_i$ 'nin gerçek ve tahmini değerleri arasındaki hataların kareleri toplamı (SSE) 118 adresinde 66,05 olarak bulunmuştur. G18 adresinde doğrusala dönüştürülmüş regresyon modeli kullanılarak bulunmuş olan SSE değeri ile

118 adresinde doğrusal olmayan modelin Solver kullanılarak bulunmuş olan SSE değeri karşılaştırıldığında, bu problemde regresyon modelinin hataların karelerinin toplamını minimum yapmayı başaramadığı açıkça görülmektedir. Tablo 1’de dikkat çeken bir diğer husus da, regresyon yöntemi ile sırasıyla G15 ve G16 adreslerinde hesaplanan  $B_0$  ve  $B_1$ ’in tahmini değerlerinin, gözlem verilerine ait  $B_0$  ve  $B_1$ ’in gerçek değerlerinden (sırasıyla 15 ve 0,30) belirgin bir biçimde farklı olmasıdır. Bu durumu daha ayrıntılı bir şekilde incelemek amacı ile  $t = 1, 2, \dots, 10$  ;  $B_0=15$ ,  $B_1=0,3$  ,  $\mu=0$  ve  $\sigma = 3$  olmak üzere (1) numaralı denklem kullanılarak 5000 adet tesadüfi veri seti üretilmiştir. Her bir veri seti için  $B_0$  ve  $B_1$  parametrelerinin tahmini değerlerini bulmak amacıyla hem doğrusala dönüştürülmüş regresyon yöntemi, hem de Solver kullanılmıştır. Bu analizin sonuçları Tablo 3’de özet olarak verilmiştir.

		<b>Regresyon Sonuçları</b>	<b>Solver Sonuçları</b>
<b><math>B_0</math>’ın Tahmin Değeri</b>	Ortalama	14,9266	15,0082
	Gerçek Değerden Farkların Ortalaması	0,0734	0,0082
	Standart Sapma	1,1143	0,5686
<b><math>B_1</math>’in Tahmin Değeri</b>	Ortalama	0,3010	0,3000
	Gerçek Değerden Farkların Ortalaması	0,0010	0,0000
	Standart Sapma	0,0099	0,0043
<b>SSE</b>	Ortalama	154,24	71,91
$n = 5000$			

**Tablo 3 : Regresyon Modeli Ve Solver Kullanılarak Elde Edilen Simülasyon Sonuçları**

Tablo 3 de belirtilen sonuçlar incelendiğinde solver yöntemi ile elde edilmiş olan parametre tahminlerinin, doğrusala dönüştürülmüş regresyon yöntemi ile elde edilmiş olan parametre tahminlerine göre daha güvenilir (daha az taraflı) ve daha etkili (daha az değişkenlik gösteren) olduğu görülmektedir. Ayrıca regresyon yönteminin diğer bir dezavantajı da, gerekli

dönüştürmelerin yapılması ile hesaplama sürecinin uzaması ve bu süreç boyunca ortaya çıkması muhtemel hesaplama hatalarının oluşmasıdır.

### 3. UYGULAMANIN AÇIKLAMA VE YORUMU

İki yöntem karşılaştırıldığında elde edilen sonuç aslında şaşırtıcı değildir. Zira regresyon yöntemi hataların kareleri toplamını minimum yaparken  $Y_t$  değerlerinin doğal logaritmalarını esas alırken, Solver yöntemi doğrudan  $Y_t$  değerlerini dikkate almaktadır. Sözügelisi regresyon yöntemi kullanılarak tahmin hata değeri 4 (doğal logaritma tabanına göre) olarak bulunmuş olsa, bu değer, tahmin hata değerinin 2 olmasına göre 2 kat daha kötü olarak düşünülebilir. Ancak tahmin değerleri orijinal  $Y_t$  değerlerine dönüştürülürken, bu tahmin hataları üstel olarak artacaktır. Bu nedenle genellikle,  $Y_t$  değerlerinin doğal logaritmaları esas alınarak elde edilen en küçük kareler sonucu, orijinal değerler esas alınarak elde edilen en küçük kareler sonucuna göre farklı olmaktadır.

Bu durum özellikle regresyon problemlerinde, doğal logaritma dönüşümü bağımlı değişkene uygulandığı zaman ortaya çıkmaktadır [5]. Regresyon yönteminde doğrusala dönüştürme tekniği kullanıldığında doğal logaritma değerleri ile çalışılıyorsa, elde edilen sonucun güvenilirliğini belirlemede Solver artık yöneticiler ve eğitimler için etkin bir araç niteliğindedir [9].

### 4. MEVSİM ETKİLİ VERİLER İLE MODEL OLUŞTURMA

ZS analizlerinde sık karşılaşılan diğer bir durum da mevsim etkisi içeren veriler ile model oluşturulmasıdır. Böyle durumlarda, farklı sezonların etkisini yansıtan gösterge değişkenler içeren doğrusal regresyon tekniği kullanılarak modele mevsim faktörü de ilave edilmiş olur. Çarpımsal mevsim etkisi içeren verilerin modeli, logaritmik dönüşüm kullanılarak doğrusala çevrilen üstel trend fonksiyonu şeklinde ifade edildiğinde, bir önceki bölümde yer alan uygulamada ortaya çıkan sorunlar yine ortaya çıkacaktır. Çarpımsal mevsim etkisi içeren doğrusal veya polinomiyal trend fonksiyonu oluştururken doğrusal regresyon modeli doğrudan uygulanamamaktadır. Bu gibi durumlarda aşağıda belirtilen yaklaşıma sıkça başvurulmaktadır [1,10,12]:

- 1) Zaman serisi verilerinin, trend bileşenlerini temsil edecek doğrusal veya polinomiyal  $f(t)$  fonksiyonunun bulunması için regresyon analizi (ya da diğer bir düzleştirme tekniği) uygulanır.

- 2) Her bir mevsim için düzeltme faktörü  $S_i$  (mevsim indeksi), her bir gözlem değerinin trend tahmin değerine oranının ortalaması alınarak hesaplanır.
- 3) Zaman serisi değişkeni  $Y_t$ 'nin tahmin değerlerini bulmak için aşağıdaki model kullanılır. Modelde yer alan  $S_i$ , t zaman periyoduna bağlı düzeltme faktörü (mevsim indeksi) dir.

$$Y_t = f(t)S_i + \varepsilon_t \quad (3)$$

Tablo 4'de, mevsimsel bir veri setine ait doğrusal trend fonksiyonu ( $f(t) = B_0 + B_1t$ ) bulunurken yukarıda anlatılan yöntem uygulanmıştır. Bu örneğe ait veriler  $B_0 = 250$ ,  $B_1 = 10$ ,  $S_1 = 0,95$ ,  $S_2 = 1,05$ ,  $S_3 = 1,1$ ,  $S_4 = 0,9$  değerleri ile,  $\varepsilon_t$  ( $\mu=0$  ve  $\sigma=7$  standart sapma ile normal dağılım gösteren tesadüfi değişken) değerleri dikkate alınarak elde edilmiştir.

YIL	MEVSİM	PERİYOD NO	SATIŞ TUTARI (\$)	TREND DEĞERLERİ (\$)	SAT. TREND DEĞ. ORANI	MEVSİMSEL TAHMİN DEĞ. (\$)		
1993	1	1	255,10	265,40	96%	254,60	$B_0$	256,14
	2	2	263,52	274,65	103%	285,46	$B_1$	9,25
	3	3	327,29	283,90	115%	315,11		
	4	4	251,61	293,16	86%	281,36		
1994	1	5	290,91	302,41	96%	290,11	MEVSİM	MEVSİM
	2	6	310,29	311,66	102%	323,93	NO	İNDEKSİ
	3	7	346,93	320,92	108%	358,13	1	0,959
	4	8	294,53	330,17	89%	294,36	2	1,039
1995	1	9	336,61	339,43	99%	325,61	3	1,110
	2	10	394,70	348,68	105%	362,40	4	0,892
	3	11	387,91	357,93	108%	397,27		
	4	12	329,20	367,19	90%	327,36		
1996	1	13	348,96	376,44	93%	361,12		
	2	14	400,79	385,69	104%	400,87		
	3	15	440,77	394,95	112%	438,35		
	4	16	370,95	404,20	92%	360,36		
1997	1	17	394,71	413,45	95%	396,63		
	2	18	447,28	422,71	106%	439,34		
	3	19	482,02	431,96	112%	479,44		
	4	20	394,03	441,21	99%	393,36		
					SSE	922,7		

**Tablo 4 : Çarpımsal Mevsim Etkisi İçeren ZS Verilerine Ait Doğrusal Trend Fonksiyonunun Bulunmasında Regresyon Temelli Sezgisel Yaklaşımın Uygulanması**



HÜCRE ADRESİ	FORMÜL	KOPYALANAN ALAN
J4	=INTERCEPT(D4:D23;C4:C23)	-
J5	=SLOPE(D4:D23;C4:C23)	-
E4	=\$J\$4+\$J\$5*C4	E5:E23
F4	=D4/E4	F5:F23
G4	=E4*VLOOKUP(B4;\$I\$10:\$J\$13;2)	G5:G23
G25	=SUMXY2(G4:G23;D4:D23)	-
J10	=SUMIF(\$B\$4:\$B\$23;I10;\$F\$4:\$F\$23)/COUNTIF(\$B\$4:\$B\$23;I10)	J11:J13

**Tablo 5 : Tablo 4' ün Formül Açılımları**

Tablo 4'de doğrusal regresyon fonksiyonunun J4 ve J5 adreslerinde yer alan parametreleri hesaplanırken en küçük kareler yöntemi uygulanmıştır. Daha sonra trend tahmin değerleri E kolonunda bulunmuştur. F kolonunda yer alan değerler, D kolonundaki  $Y_t$  gözlem değerlerinin E kolonunda yer alan trend tahmin değerlerine oranıdır. Daha sonra J10:J13 alanında yer alan mevsimsel düzeltme faktör değerlerinin bulunabilmesi için, F kolonundaki değerlerin ait oldukları mevsime göre ortalamaları alınmıştır. Son olarak G kolonunda, E kolonunda yer alan trend tahmin değerlerinin ait oldukları mevsimin düzeltme faktörü ile çarpılması sonucunda  $Y_t$  değerlerinin mevsimsel tahmin değerleri bulunmuştur.  $Y_t$  gözlem değerleri ile tahmin değerleri arasındaki farkların (hataların) karelerinin toplamı (SSE) G25 adresinde gösterilmiştir.

Bu uygulamada bulunan sonuçlar, bir önceki uygulamada olduğu gibi "Solver" yardımıyla da bulunabilir. Özellikle doğrusal trend modelinin parametre tahminleri ile mevsim indeks değerlerini Solver yardımı ile aynı anda bulmak mümkündür. Tablo 6'da bu uygulama gösterilmektedir.

Tablo 6 da yer alan modelde Solver kullanılarak H4 ve H5 adreslerinde yer alan parametre değerleri ile H10:H13 alanında bulunan mevsim indeks değerlerinin değiştirilmesi ile SSE değeri minimum yapılmıştır. Ayrıca mevsim indeks değerlerinin toplamının 4 olması koşulu solver modeline kısıt olarak eklenmiştir (bu kısıtım eklenmemesi halinde optimum sonuç bulunamayacaktır). Tablo 5 ile Tablo 6 da yer alan SSE değerleri karşılaştırıldığında, Solver'ın bulduğu sonucun regresyon yaklaşımı ile elde edilen sonuçtan daha iyi bir sonuç olduğu görülmektedir.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1										
2	YIL	MEVSİM	PERİYOD NO	SATIŞ TUTARI (\$)	MEVSİMSEL TAH. DEĞ.					
4	1993	1	1	255,10	252,57		B0	254,49		
5		2	2	283,52	284,74		B1	9,43		
6		3	3	327,29	313,17					
7		4	4	251,61	261,16					
8	1994	1	5	290,91	288,65		MEVSİM	MEVSİM		
9		2	6	318,29	324,01		NO	İNDEKSİ		
10		3	7	346,93	354,93		1	0,957		
11		4	8	294,53	294,86		2	1,042		
12	1995	1	9	336,61	324,73		3	1,106		
13		2	10	364,70	363,29		4	0,994		
14		3	11	367,91	396,68		TOPLAM	4,000		
15		4	12	329,20	328,56					
16	1996	1	13	348,96	360,82					
17		2	14	400,79	402,56					
18		3	15	440,77	438,44					
19		4	16	370,95	362,26					
20	1997	1	17	394,71	396,90					
21		2	18	447,28	441,84					
22		3	19	462,02	480,20					
23		4	20	394,03	395,96					
24										
25				SSE	886,95					

**Tablo 6 : Çarpımsal Mevsim Etkisi İçeren ZS Verilerine Ait Doğrusal Trend Fonksiyonunun Bulunmasında Solver'ın Kullanılması**

HÜCRE ADRESİ	FORMÜL	KOPYALANAN ALAN
H4:H5	Solver'ın bulduğu değerler	-
E4	=(H\$4+H\$5*C4)*VLOOKUP(B4; \$G\$10:\$H\$13;2)	E5:E23
E25	=SUMXMY2(E4:E23;D4:D23)	-
H10:H13	Solver'ın bulduğu değerler	-

**Tablo 7 : Tablo 6' nm Formül Açılımları**

Bu durumu daha ayrıntılı bir şekilde incelemek amacı ile aynı bir önceki uygulamada yapıldığı şekilde 5000 adet tesadüfi veri seti üretilmiştir. Her bir veri seti için B<sub>0</sub>, B<sub>1</sub> parametreleri ile S<sub>1</sub>, S<sub>2</sub>, S<sub>3</sub>, S<sub>4</sub> mevsim indeks değerlerini tahmin etmek amacı ile Tablo 5 ve Tablo 6 da gösterilen yöntemler uygulanmış ve bu analizin sonuçları Tablo 8'de özet olarak verilmiştir.

		Regresyon Sonuçları	Solver Sonuçları
<b>B<sub>0</sub>'ın Tahmin Değeri</b>	Ortalama	251,4971	249,9890
	Gerçek Değerden Farkların Ort.	1,4971	0,0110
	Standart Sapma	3,2470	3,2747
<b>B<sub>1</sub>'in Tahmin Değeri</b>	Ortalama	9,8427	9,9983
	Gerçek Değerden Farkların Ort.	0,1573	0,0017
	Standart Sapma	0,2715	0,2753
<b>S<sub>1</sub>'in Tahmin Değeri</b>	Ortalama	0,9494	0,9501
	Gerçek Değerden Farkların Ort.	0,0006	0,0001
	Standart Sapma	0,0080	0,0078
<b>S<sub>2</sub>'nin Tahmin Değeri</b>	Ortalama	1,0497	1,0499
	Gerçek Değerden Farkların Ort.	0,0003	0,0001
	Standart Sapma	0,0081	0,0076
<b>S<sub>3</sub>'ün Tahmin Değeri</b>	Ortalama	1,1003	1,1000
	Gerçek Değerden Farkların Ort.	0,0003	0,0000
	Standart Sapma	0,0079	0,0075
<b>S<sub>4</sub>'ün Tahmin Değeri</b>	Ortalama	0,9006	0,9001
	Gerçek Değerden Farkların Ort.	0,0006	0,0001
	Standart Sapma	0,0077	0,0074
<b>SSE</b>	Ortalama	773,84	740,15
n = 5000			

**Tablo 8 : Mevsimsel Model İçin Regresyon Tekniği Ve Solver Kullanılarak Elde Edilen Simülasyon Sonuçları**

Tablo 8 de belirtilen sonuçlar incelendiğinde Solver yöntemi ile elde edilmiş  $B_0$  ve  $B_1$  parametre tahminlerinin, doğrusal regresyon yöntemi ile elde edilmiş olan parametre tahminlerine göre daha güvenilir (daha az taraflı) ve daha etkili olduğu görülmektedir. Mevsim indeks değerlerinin tahmininde de 2 yöntem karşılaştırıldığında, Solver ile bulunan değerlerin daha uygun olduğu gözlenmektedir.

## 5. SONUÇ

Önceki bölümlerde ele alınmış olan örneklerin de gösterdiği gibi Solver, çeşitli doğrusal olmayan modeller ve mevsim etkili veriler ile çalışıldığında, geleneksel regresyon temelli ZS tekniklerine göre 2 önemli avantaj sağlamaktadır: (1) Daha güvenilir parametre tahmin değerleri elde etmekte, (2) daha az karmaşık olan elektronik tablolar kullanmaktadır. Bu 2 örnek, kullanmaya ve öğretmeye alışık olduğumuz ZS modellerini yeniden sorgulamayı ve bunları geliştirmeyi gerektirmektedir. Buna ek olarak, Solver'ın yetenekleri sayesinde artık araştırmacılar doğrusal olmayan modellerin analizi sırasında hangi tip ZS modelinin en uygun olduğunu araştırırken daha az zorlanacaklardır.

Solver'ın üreteceği sonuçların, başlangıç değerlerine oldukça bağlı olduğunu belirtmekte de yarar vardır. Regresyon yönteminin ürettiği sonuçlar, Solver çözümü için iyi bir başlangıç değeri niteliğindedir. Uygulamacıların regresyon analizi sonucunda buldukları değerleri başlangıç değeri kabul ederek Solver'ın üreteceği sonuçları da görmesi, son derece uygun olacaktır.

## KAYNAKÇA

- [1] Anderson DR, Sweeney DJ, Williams TA. An introduction to management science :quantitative approaches to decision making, 6th ed. New York: West.1991.
- [2] Chan YE, Storey VC. The use of spreadsheets in organisations: determinants and consequences. *Information & Management* 1996;31:119-34.
- [3] Conford T, Doukidis DI. An investigation of the use of computers within operational research. *European Journal of Information Systems* 1991;1:131-40.
- [4] Forgione GA. Corporate management science activities.*Interfaces* 1983;13:20-3
- [5] Hesse R. Too quick and too dirty:least squares for exponential curves.*Decision Line* 1983;14:12-5
- [6] Ledbetter W, Cox J. Are OR techniques being used? *Industrial Engineering* 1977;9:14-21.
- [7] Leon L, Przasnyski Z,Seal KC. Spreadsheets and OR/MS models: an end-user perspective. *Interfaces* 1996;26:92-104.
- [8] Miller DM. Reducing transformation bias in curve fitting. *The American Statistician* 1984;38:24-126.
- [9] Myers R. Classical and modern regression with applications, 2nd ed. Boston, MA:PWS-Kent, 1990.
- [10] Neter I, Wasserman W, Whitmore GA. Applied statistics, 2nd ed. Boston, MA: Allyn & Bacon, 1982.
- [11] Plane DR. Management science:a spreadsheet approach for Windows.Danvers, MA: Boyd & Fraser, 1996.
- [12] Ragsdale CT. Spreadsheet modeling and decision analysis: a practical introduction to management science, 2nd ed. Cincinnati, OH: Southwestern College, 1998.
- [13] Winston WL, Albright SC. Practical managemet science. Belmont, CA: Duxbury Press,1997.