MONTE CARLO SİMÜLASYONUNDA BETİMSEL ÖRNEKLEME YAKLAŞIMI VE İGDAŞ BAKIRKÖY VEZNELERİNE BİR UYGULAMA ÇALIŞMASI

S.Erdal DİNÇER(*)
Habib KOÇAK(**)

Özet: Monte Carlo uygulamaları sonucunda ortaya çıkan, düşük değerdeki kesinlik tesadüfi davranışların tanımlanmasında kullanılan girdi örneklemlerin tesadüfi olarak oluşturulmasından kaynaklanmaktadır. Bu nedenle ortaya çıkan olumsuzlukları gidermeye yönelik olarak varyans azaltma tekniklerine başvurulmakta ancak bu da işlem yükünün artmasına neden olmaktadır. Bu sorunu ortadan kaldırmak amacıyla basit tesadüfi örneklemeye karşılık olarak betimsel örnekleme yönteminden yararlanılmakta ve bu yöntemle elde edilen sonuçların çok daha kesin değerlere sahip olduğu görülmektedir. Bu çalışmada, betimsel örnekleme yönteminin basit tesadüfi örnekleme yöntemine göre Monte Carlo simülasyonunda çok daha uygun sonuçlara ulaştığını göstermeye yönelik olarak gerçek bir duruma uygulamasına çalışılmış ve elde edilen sonuçların betimsel örnekleme lehine oldukça uygun sonuçları içerdiği görülmüştür.

Abstract: In any Monte Carlo application, sampled distributions are assumed to be known. Using simple random sampling, sample histograms or, equivalently, sample moments will vary at random, thus producing an imprecise description of the known input distribution, and consequently increasing the variance of simulation estimates. This problem can be avoided with descriptive sampling, here proposed as a more appropriate approach in Monte Carlo simulation than simple random sampling. The basis of topic, examples of its use and emprical results are presented.

I. Giriş

Bugüne kadar Monte Carlo simülasyonunda tesadüfi davranışların tanımlanmasında kullanılan girdi örneklemler tesadüfi olarak oluşturulmaktaydı. Basit tesadüfi örnekleme, simülasyonda standart örneklemeye dönüştürülerek işleme tabii tutulmaktadır. Bu durum yüksek değişkenlik gösteren tahminlerin yanı sıra, bu yüksek değişkenlik gösteren tahminlerden dolayı da geçerliliği oldukça tartışmalı sonuçların meydana gelmesine neden olmaktadır.

Simülasyon tahminlerindeki bu düşük değerdeki kesinlik Monte Carlo uygulamaları sonucunda ortaya çıkmakta ve bu da varyans azaltma tekniklerinin kullanılması zorunluluğunu gündeme getirmektedir. Varyans azaltma tekniklerine örnek olarak; antitetik varyans, tabakalı örnekleme, ortak tesadüfi

(*)Öğr.Gör.Marmara Üniversitesi İİBF Ekonometri Bölümü
(**)Öğr.Gör.Marmara Üniversitesi İİBF Ekonometri Bölümü

sayılar ve yeni geliştirilen Latin hiper küp örneklemesi verilebilir. Bu tür çalışmalarda, varyans kontrolünden başka, çok daha kontrol edilebilir örneklem seçimine ihtiyaç duyulmaktadır. Ancak Monte Carlo prensiplerini veya kavramsal yapısını kırmadan bunun gerçekleşmesi oldukça zor bir işlemdir. Ayrıca pek çok Monte Carlo uygulamasında kullanılan örneklemlerin bilinen bir dağılıma uyduğu da kabul edilmek zorundadır.

Uygulamalardan elde edilen sonuçlar kullanılan yöntemlerin hatalı olduğunu göstermekte ve bir anakütle hakkında gereken bilgilerin elde edilmesinde derinlemesine bir tesadüfi örneklemeye ihtiyaç duyulduğunu ortaya koymaktadır (James, 1985: 525).

Bu çalışmada, örneklemenin amacı Monte Carlo örneklemesi için çok daha iyi ve uygun olduğu belirlenen betimsel örnekleme tekniğinin üstünlüğünü basit tesadüfi örnekleme tekniği ile karşılaştırarak göstermektir. Bu yeni yaklaşımın ana farklılığı çalışmalarda kullanılan örneklemin amaca yönelik olarak belirlenmesinde betimsel örneklemeden faydalanılmasıdır. Betimsel örnekleme yönteminde örneklemin seçiminde sunulan dağılım ile araştırmaya dahil edilen örneklemlere ait dağılımın uygunluğunun gerçekleştirilmesi temel zorunluluk olup, araştırmaya dahil edilen örneklemlerin ise tesadüfiliği söz konusudur.

Betimsel örnekleme uygulamada kolay bir yöntemdir. İşlem sırasında herhangi bir düzeltme ve iyileştirmeye ihtiyaç duymaz. Genel olarak çok daha iyi ve uygun tahminler üretmektedir. Betimsel örneklemenin kullanımı için gerekli olan yalnızca başlangıçta kullanılacak olan örnek büyüklüğünün belirlenmesidir.

Betimsel örnekleme simülasyon uygulamalarına katkıda bulunmasına rağmen daha etkili tahminlerin elde edilmesine de yardımcı olmaktadır. Çalışmanın temel noktasını bir Monte Carlo çalışmasında örnek değişkenlerin belirlenmesinde basit tesadüfi örneklemenin kullanılmasının şart olmadığı görüşünü göstermek oluşturmaktadır. Bu nokta açıkça ortaya konulduktan sonra simülasyon dahil olmak kaydıyla herhangi bir Monte Carlo uygulamasında bunu kanıtlamak mümkün olmaktadır (Saliby, 1989: 123).

II. Monte Carlo Simülasyonu

Sistemin durumunu değiştiren olayların gerçekleşme zamanlarına ait değerlerinin bir olasılık dağılımından faydalanılarak belirlenmesi Monte Carlo simülasyonu olarak adlandırılır (Taha, 1989: 694). Yöntem sistemin belli bir zaman aralığında yer alan belirli bir anın durumunu yansıttığı için bir statik simülasyon modelidir. Bu metod olasılık teorisine bağlıdır. Genel olarak, bir probleme uygulanması, problemin tesadüfi sayılar kullanılarak defalarca simüle edilip, hesap edilmek istenen parametrenin bu simülasyonların sonucuna bakılarak yaklaşık olarak hesaplanması fikrine dayanır. Gerçek bir durumun stokastik modelini oluşturup, bu model üzerinden örnekleme deneyleri hazırlama tekniği olarak da tanımlanabilir. Bu tip simülasyonlar stokastik yapıda birbirleriyle ilişkili çok sayıda değişkene sahip sistem çıktılarının çalışmasında kullanılmaktadır (Laufer, 1995:168).

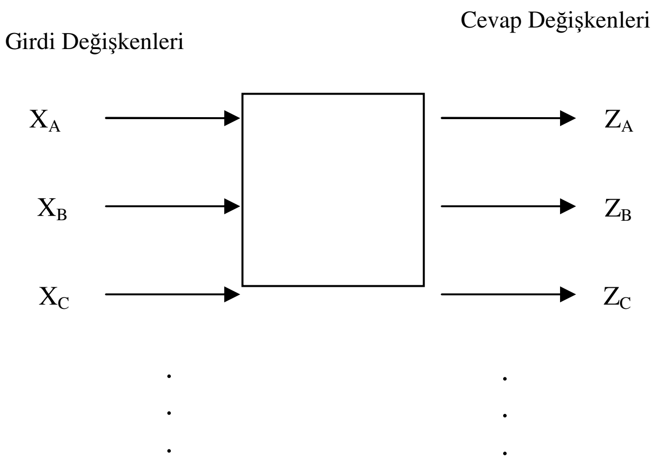
Bu konu hakkındaki ilk çalışmalar 1873 yılında A. Hall tarafından “pi” sayısı üzerinde başlatılmış, daha sonra 1890 yıllarında W.Gosset tarafından geliştirilmeye çalışılmıştır. 1899 yılında Rayleigh tarafından parabolik diferansiyel denklemlere ait tek boyutlu rastgele sayıların yaklaşık değerlerini bulma çalışması gerçekleştirilmiştir. 1931’de Kolmogorov belirli diferansiyel denklemlerin integral hesaplarında bir bağlantı kurmuştur (Kalos ve Whitlock, 1986:45).

Monte Carlo simülasyonu özellikle 1930’lardan sonra hızla gelişmeye başlamış matematiksel bir tekniktir. Bu metot 1940 yılında nükleer silah geliştirilmesi projesinde çalışan J.Von Neumann, Fermi ve Ulam adlı bilim adamlarınca geliştirilmiştir.

Başlangıç bir simülasyon problemi aşağıdaki gibi sunulabilir;

(a) Sistem davranışını tasvir eden bir model

(b) Şekil 1. de yer alan bu model kendisine dahil edilen tesadüfi girdi değişkenlerini $(X_A, X_B, ...)$ tesadüfi çıktı değişkenlere $(Z_A, Z_B, ...)$ dönüştürmektedir. Bu değişkenlere cevap değişkenleri adı verilmektedir (Law ve Kelton, 1991: 247).



Şekil 1: *Örnek Bir Simülasyon Modeli*

(c) Girdi değişkenlerinin dağılımının bilindiği ancak cevap değişkenlerinin dağılımının ise bilinmediği varsayılmaktadır. Buradaki amaç cevap değişkenlerinin veya onlara ait parametrelerin dağılımlarını incelemektir.

(d) Problem simüle edildiğinde, girdi tesadüfi değişkenleri örnekler aracılığıyla değiştirilirler.

(e) Simülasyon işlemi başlatıldığında, her bir cevap değişkeni için bir değişkenler kümesi oluşturularak hesaplamalar gerçekleştirilir. Burada dikkat edilmesi gereken sonlu bir sistemin simüle edilmesi durumunda her bir denemenin her bir cevap değişkeni için bir gözlem değerini oluşturduğu ve simülasyon tahmininin ise $N \geq 1$ cevap değişkenleri kümesinden hesaplandığıdır. Bundan dolayı da simülasyon işletilmesi N deneme tarafından tanımlanmaktadır. Diğer simülasyon çalışmalarından farkı her işlemin bir tahmin ve simülasyon denemesi olmasıdır.

Cevap parametrelerinin sabit olmasına rağmen her bir simülasyon işlemi farklı bir tahminler kümesini oluşturmaktadır. Bu farklı tahminler kümesindenkaynaklanan ve minimize edilmesi gereken tahmin hatası Monte Carlo yönteminin kullanımında katlanılması zorunlu bir durumu oluşturmaktadır (Kleijnen, 1974: 318).

III. Betimsel Örnekleme

Çalışmaya katılan bir cevap değişkeni ve tesadüfi girdi değişkeninin simülasyonu yönlendirdiğini varsayacak olursak, simülasyonun çalışmasını fonksiyon şeklinde ifade edebiliriz.

$$Y_j = F_j(x_1, x_2, ..., x_n), \; j = 1,2,...,L \qquad (1)$$

Burada Y_j, $j = 1,2,...,L$, cevap değişkeni dağılımı ile ilişkili olmak üzere Q_j parametresi için tahmincidir ve F_j, Y_j, $j = 1,2,...,L$, tahmincisine uygun olarak ilişkilendirilmiş girdi değişkeni, X_i, $(i = 1,2,...,n)$ nin bir deterministik fonksiyonudur.

Girdi örneklem hacmi sonsuza yönlendiğinde iki asimptotik özellik söz konusu olmaktadır. Bunlar;

Yansızlık ; $E(Y_j) \approx Q_j$, $j = 1,2,...,L$ ve

Uygunluk ; $Var(Y_j) \approx 0$, $j = 1,2,...,L$

Bu çalışmada N, sonlu bir sistem için tek bir çalışmaya göre düzenlenmiş denemeler sayısını, T, sonsuz bir sistem için çalışma uzunluğunu ifade etmekte ve n ise her bir çalışma için girdi örneklem hacmini göstermektedir (Tocher, 1963: 256).

(1) nolu denklemden, simülasyon tahminlerine ait değişkenlerin yalnızca girdi örnek değişkenliğine bağlı olduğunu görmekteyiz. Her bir deneme için farklı bir girdi örneği çizmek mümkündür. Bu da birbirinden farklı tahminler kümesini oluşturmaktadır. Beklendiği üzere, cevap değişkenleri ve girdi değişkenleri arasında bir ilişki söz konusudur.

Simülasyonun genel kabulüne bağlı olarak, her bir girdi örneklemi 2 genel özellik açısından incelenmektedir.

a. Değerler kümesi; tüm örnek değerleri toplu halde göz önünde bulundurularak tanımlanır, fakat onların özel sıralanmaları göz önüne alınmaz.

b. Bu değerler özel sıralamalarda meydana gelirler.

Her iki özellikte iki temel olasılık kavramıyla yakından ilişkilidir. Bunlar, değerler kümesinin dağılımı ile göreceli sıklık dağılımının uygunluk göstermesi ile sıralamanın tesadüfi olmayan bir ilişki göstermesidir. Basit tesadüfi örneklemenin kullanılması durumunda küme elemanlarının ve sıralamanın her ikisinin de değişmesine izin verilmektedir. Bu nedenle her iki özellik simülasyon tahminlerindeki değişimin kaynağı olarak kabul edilmektedir (Saliby,1990: 319).

A. Tahminlerin Değişkenliği

Basit tesadüfi örneklemenin kullanılması durumunda simülasyon tahminlerindeki değişkenlik aşağıda yer alan ana hatlarla ortaya konulabilir.

1. Küme değişkenliği tahminlerin varyansları üzerinde önemli ve özelleştirilmiş bir etkiye sahip olan girdi örneklemi ile ilişkilidir. Küme değişkenliğinin varyansın tahminine göreceli etkisi %50 veya daha fazladır. Küme değişkenliğinin göreceli etkisinin bir diğer önemli sonucu çalışma uzunluğunun göz ardı edilmesidir. Çalışma uzunluğunun artmasıyla girdi örnekleminin tanımlanan dağılımı daha kapalı hale gelmekte, ancak küme değişkenliğinin göreceli etkisi ise aynı kalmaktadır.

2. Doğrusal bir regresyon modeli uygun teorik değerler ile girdi örnek momentleri arasındaki sapmalardaki veri etkisini ortaya koymaktadır. Doğrusal regresyon modeli matematiksel olarak kontrol değişimi yöntemiyle aynıdır. Doğrusal regresyon modeli yardımıyla açıklanan değişkenlik R^2 değeriyle ifade edilmektedir. R^2 katsayısı set etkisinin tahmin edilmesine olanak sağlamaktadır.

3. Küme etkisi pek çok simülasyon probleminde ortak özellik olarak karşımıza çıkmaktadır. Bunun en bariz örneği M/M/1 (Poisson gelişli/ Poisson ayrılışlı/ Tek kanallı) kuyruk simülasyonu olarak gösterilebilir. Küme etkisi doğrusal regresyon modeli yardımıyla açıklanabilmesine rağmen birbirini takip eden özellikleri tahmine yönelik olarak geliştirilmiş genel bir model mevcut değildir (Saliby, 1989:135).

Basit tesadüfi örnekleme yönteminin kullanılması çeşitli simülasyon çalışmaları arasında farklılığın oluşmasına neden olmaktadır. Tesadüfi seçim, tahmin değerlerinin varyansını arttırmakta ve veri etkisine neden olmaktadır.

Monte Carlo simülasyonunda basit tesadüfi örneklemenin kullanılması kavramsal yapının taklit edilmesi durumunun ortaya çıkmasına sebep olmakta ve bundan dolayı da tesadüfi davranışların tanımlanması zorunluluğunu ortaya çıkarmaktadır. Bu durumda herhangi bir örneklem bu durumu taklit etmek zorundadır (Stuart, 1976:165).

Tesadüfi bir davranışı tanımlayabilmenin iki temel olasılık kavramıyla ilişkisi vardır. Bunlar;

(a) Sıklık

(b) Tesadüfiliğe sahip olma

Betimsel örnekleme Monte Carlo örneklemesinde küme değişkenliğini ortadan kaldırmaya veya en aza indirgemeye yöneliktir. Yöntem girdi değişkenlerinin ve onların tesadüfi yerleşmelerinin belirleyici bir seçiminin yapılmasına dayanmaktadır. Sembolik olarak;

Betimsel örnekleme=Deterministik veri . Tesadüfi seri

Basit tesadüfi Örnekleme= Tesadüfi veri . Tesadüfi seri

ifade edilebilir (Saliby, 1990:1133).

B. Betimsel Örneklemenin Uygulanması

Basit tesadüfi örneklemenin zorluğuna karşın, betimsel örneklemenin kullanımı ve programlaması son derece kolaydır. Bundan daha da önemlisi, herhangi bir özel programlamaya ihtiyaç duymaksızın tamamen hızlı bir şekilde kullanılabilmektedir. Genel olarak betimsel örnekleme iki ana adımdan meydana gelmektedir. Bunlar, betimsel değişkenlerin ve bu değişkenlerin tesadüfi yerleşim setlerinin oluşturulmasıdır (Saliby, 1990: 319).

C. Değişkenler Kümesinin Oluşturulması

Betimsel örnekleme sürecinde, değişkenler kümesi daha sonra kullanılmak üzere düzenlenir. Tek bir değişiklik yardımıyla terse dönüştürme işleminin genel algoritması kullanılarak betimsel örnekleme değerleri üretilir. Bunun için gerekli formülasyon aşağıda yer almaktadır (Saliby, 1989: 120).

Tablo 1: *Negatif Bir Exponansial Dağılım İçin Değerler Setinin Tanımlanması*

$$\mathbf{Xd_i = F^{-1}.[(i-0,5)/n]}\ ,\ \mathbf{i = 1,2,...,n}$$

$\mathbf{i}$	$\mathbf{(i-0,5)/n}$	$\mathbf{Xd_i = -\ln[1-(i-0,5)/n]}$
1	0,05	0,051
2	0,15	0,163
3	0,25	0,288
4	0,35	0,431
5	0,45	0,598
6	0,55	0,798
7	0,65	1,050
8	0,75	1,386
9	0,85	1,897
10	0,95	2,996
Toplam	0,50	0,9

Tablo 1.'de ortalama E(x) = 1 ve n =10 durumu için terse çevirme işlemi $X = -\ln(1-R)$ durumuyla ifade edilmiştir. Simülasyon için n = 10 gibi küçük bir örneklem olmasına rağmen bu örneklem dağılımında oldukça başarılı bir sonuca ulaşılmıştır.

Dağılım fonksiyonunun tersinin eldesi analitik olarak mümkün değildir. Bu nedenle yaklaşık bir durum tercih edilir. Burada dikkat edilmesi gereken bir diğer durumda tesadüfi örneklemenin oluşturulmasında da aynı mantığın geçerli olduğudur. Ters dönüşümün söz konusu olması durumunda betimsel değişkenlerin oluşturulmasında da aynı adımlar geçerlidir.

Bir simülasyon çalışmasında tüm işletimler için set değerleri yalnızca bir defa kullanılabilir. Uygulamada, yer değiştirme olmaksızın işlem zinciri daha önce tanımlanmış değişkenler kümesinin önsel tanımlanmasıyla oluşturulan örneklem ile oluşturulur. Burada veri yapısı algoritma ile tanımlanır.

Veri yapısına yönelik olarak, her bir tesadüfi girdi değişkeni için aşağıda yer alan kapsam dahilinde bir kayıt oluşturulur (Saliby, 1990:1133).

n = Örnek hacmi

Xd = Küme değerlerinden oluşan gerçek sıralama $[1,2,\ldots,n]$

İP= En küçük Xd elemanına karşılık gelen indeks değeri

Şayet İP=1 ise herhangi bir grafiksel gösterim söz konusu değildir.

Şayet İP=n+1 ise tüm değerler kümesi grafiksel gösterime hazırdır.

Algoritma iki aşamadan meydana gelir;

1. Başlangıç aşaması: Simülasyona başlamadan önce n tanımlanır. Küme değerleri (Xd) oluşturulur ve İP=1 olarak kabul edilir.
2. Örneklem çalışmaya dahil edilmeden bir betimsel örnek değeri talep edilir.
   a. $İP > n$ ise $İP = 1$ olarak kabul edilir.
   b. Tesadüfi olarak bir tamsayı belirlenir.
   c. Xd[İP] ile Xd[Tesadüfi tamsayı] yer değiştirilir.
   d. İP=İP+1 olarak kabul edilir.

İP, Xd vektörünü iki kısma ayırmaktadır. İlk parça İP-1, bu parça grafiksel olarak ifade edilmiş olan küme değerlerinden oluşmaktadır. Diğer parça ise geri kalan ifade edilmemiş küme değerlerinden oluşmaktadır. $nd = n$ döngüsü çizilmek suretiyle tamamlanır. Bundan sonra tesadüfi yer değiştirme işlemi başlatılır. Bu sırada herhangi bir anda veri karıştırma işlemine başlanabilir. Benzer bir yaklaşımla aynı veri yapısı ve oluşturulan küme değerleri örneklemin oluşturulmasında kullanılır.

IV. Uygulama

Monte Carlo uygulamaları sonucunda ortaya çıkan ve varyans azaltma tekniklerinin kullanılmasını zorunlu hale getiren tesadüfi örneklemeye karşın, bu sorunları ortadan kaldırmada daha başarılı bir yöntem olan betimsel örneklemenin uygulanabilirliliğinin gösterilmesine yönelik olarak gerçek bir problem üzerinde uygulama çalışması yapılmıştır.

Bu uygulamaya konu olan çalışma İGDAŞ'a ait Bakırköy hizmet veznelerini kapsamakta olup klasik M/M/S sabit servis sisteminden hareketle gerçekleştirilmiştir. Simülasyon işlemi için 30 çalışma günü ve günlük 480 dakikalık çalışma zamanı baz alınmış olup, uygulamaya konu olan servis oranı (μ_t) üssel dağılıma, varışların oranı (λ_t) ise poisson dağılımına uygunluk göstermektedir. Ortalama geliş oranı 3 müşteri/dk. ve ortalama servis oranı 0.5 müşteri/dk. olarak hesaplanmıştır.

Uygulamadan elde edilen sonuçların geçerliliğinin test edilmesine yönelik olarak her iki örnekleme yöntemini de kapsayacak şekilde hizmet gişelerinin sayılarına yönelik alternatif senaryolar üretilmiş ve çözümler bu alternatif senaryolara göre gerçekleştirilmiştir.

M/M/S kuyruk sisteminin betimsel örnekleme yöntemiyle çözüme ulaştırılmasında servis zamanı için aşağıda yer alan set değerleri oluşturulmuştur (Saliby, 1990:1135).

$TS_i = - MS \,.\, \ln [(i-0.5)/n], \qquad i=1,2,......,n$

Burada MS ortalama servis zamanını ifade etmektedir.

Varış süresi için ise;

$TA_i = - MA.\, \ln [(i-0.5)/n], \qquad i=1,2,......,n$

Burada yer alan MA ortalama varış süresini ifade etmektedir.

Betimsel örneklemenin basit tesadüfi örneklemeye nazaran daha uygun sonuç verdiğini vurgulamaya yönelik olarak 4 farklı servis kanalı senaryosu sonuçları Tablo 1. de yer almaktadır.

Elde edilen sonuçların tümü göz önüne alındığında betimsel örnekleme yardımıyla gerçekleştirilen kuyruk simülasyonu çalışmasından elde edilen sonuçların varyansları basit tesadüfi örnekleme yönteminin kullanılmasıyla elde edilen sonuçlara nazaran oldukça düşük değerlerde olduğu görülmektedir. Dört farklı senaryonun oluşturularak çözülmesi ve her birinde de aynı sonucun elde edilmesi betimsel örneklemenin Monte Carlo çalışmalarında basit tesadüfi örneklemeye nazaran çok daha uygun sonuç verdiğini göstermektedir.

Basit Tesadüfi Örnekleme								
Bekleme Zamanı (dk)	0	1	2	3	4	5	6	7
S=3								
Ortalama	0.525	0.418	0.333	0.269	0.219	0.182	0.153	0.128
Varyans	0.049	0.067	0.068	0.058	0.032	0.025	0.023	0.021
S=4								
Ortalama	0.283	0.185	0.126	0.085	0.055	0.036	0.022	0.013
Varyans	0.031	0.030	0.028	0.026	0.013	0.009	0.007	0.005
S=5								
Ortalama	0.146	0.080	0.044	0.023	0.011	0.006	0.002	0.001
Varyans	0.017	0.013	0.012	0.010	0.008	0.007	0.005	0.002
S=6								
Ortalama	0.071	0.032	0.013	0.006	0.002	0.000	0.000	0.000
Varyans	0.009	0.008	0.005	0.002	0.001	0.000	0.000	0.000
Betimsel örnekleme								
Bekleme Zamanı (dk)	0	1	2	3	4	5	6	7
S=3								
Ortalama	0.430	0.018	0.004	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Varyans	0.024	0.009	0.005	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
S=4								
Ortalama	0.274	0.050	0.006	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000
Varyans	0.025	0.019	0.006	0.002	0.000	0.000	0.000	0.000
S=5								
Ortalama	0.116	0.006	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Varyans	0.010	0.006	0.002	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
S=6								
Ortalama	0.048	0.021	0.002	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Varyans	0.003	0.002	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Tablo 2: X *Dakikadan Daha Fazla Bekleme Olasılıkları*

V. Sonuç

Bu çalışmada, Monte Carlo uygulamaları sonucunda ortaya çıkan ve basit tesadüfi örneklemeden kaynaklanan tahminlerdeki düşük değerdeki kesinliğin yol açtığı bir takım güçlükleri ve düzeltme tekniklerinin kullanılma zorunluluğunu ortadan kaldırmaya yönelik olarak geliştirilen betimsel örneklemenin uygulanabilirliliğinin ve genel işleyiş adımlarının incelenmesine çalışılmıştır.

Bu amaç doğrultusunda yapılan çalışma sonucunda Monte Carlo uygulamalarında kullanılan basit tesadüfi örneklemeye nazaran betimsel örnekleme yönteminin kullanılmasıyla elde edilen sonuçların çok daha düşük varyans değerlerine sahip olduğu ve bu nedenle de varyans indirgeme tekniklerinin kullanılmasına ihtiyaç duyulmadığı görülmüştür.

Bu elde edilen sonuçlar ve literatürlerde bu konuya yönelik olarak yer alan diğer çalışmalardan da hareketle Monte Carlo çalışmalarına yeni bir bakış açısı geliştirilebileceği ve bunun da yapılacak çalışmaların daha etkin ve geçerli sonuçlara sahip olması açısından yardımcı olacağı görülmektedir.

Kaynaklar

Stuart A. (1976), Basic Ideas of Scientific Sampling, 2nd Ed. Griffin, London.

James B.A.P. (1985), "Variance Reduction Technigues" *Journal of Operations Research Society,* Vol:36, ss. 525-530.

Saliby E. (1989), Rethinking Simulation: Descriptive Sampling Atlas, EDUFRJ, Sao Paula.

Saliby E. (1990), "Understanding the Variability of Simulation Results; an Emprical Study", *Journal of Operations Research Society*, Vol: 41, ss.319-327.

Saliby E. (1990), "Descriptive Sampling: A better Approach to Monte Carlo Simulation", *Journal of Operations Research Society*, Vol:12, ss.1133-1142.

Kleijnen J.P.C. (1974), Statistical Technigues in Simulation,Part.1. Marcel Dekker, New York.

Kalos, M.H., Whitlock, P.A., (1986), Monte Carlo Methods Volume:1 Basics, John Wiley&Sons.

Laufer, A., (1995), Operations Management, Ohio:South-Western Publishing Co., Ohio, USA.

Law, A., Kelton W., (1991), Simulation Modelling & Analysis, 2th. Ed., Mc Graw Hill, New York.

Taha A.H., (1989), Operations Research An Introduction, 4th Ed., Mac Millan Publishing Company, New York

Simandl M., Soukup T.,(2002) "Simulation Monte Carlo Methods in Extended Stochastic Volatility Models", International Journal of Intelligent Systems in Accounting Finance and Management, Apr/Jun, ss. 109-120

Gagne R., Ouellette.P. (1998), "On The Choice of Functional Forms: Summary of a Monte Carlo Experiment", *Journal of Business and Economic Statistics,* ss.118-129