

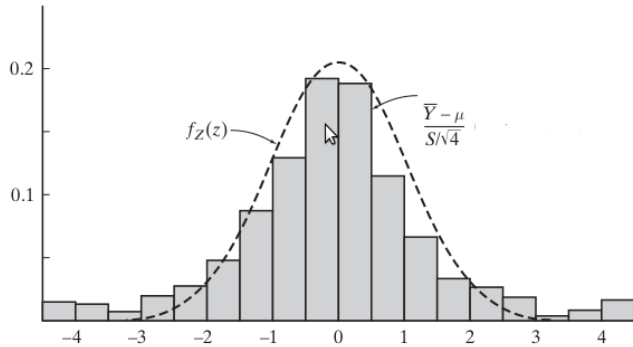
Orneklem Dagilimleri (Sampling Distributions)

$\frac{\bar{Y}-\mu}{\sigma/\sqrt{n}}$ ve $\frac{\bar{Y}-\mu}{S/\sqrt{n}}$ Karsilastirmasi

Diyelim ki normal olarak dagildigini bildigimiz bir nufustan Y_1, \dots, Y_n rasgele orneklemimizi topladik, ve amacimiz bilinmeyen gercek μ hakkında bazi sonuclara varmak. Eger varyans σ^2 biliniyorsa, bu noktadan sonra ne yapacagimiz gayet acik: daha once gordugumuz gibi bir karar kurali ortaya cikartmak, ya da guven araligi hesaplamak cok kolay, ki bu tekniklerin temelinde $Z = \frac{\bar{Y}-\mu}{\sigma/\sqrt{n}}$ dagiliminin standart normal $f_Z(z)$ 'ye yaklasmasi yatiyor.

Fakat pratikte σ^2 genellikle bilinmez, o zaman nufus varyansinin tahmin edicisi $S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2$ kullanilir, ki bu maksimum olurluk tahmin edicisinin yansiz (unbiased) versiyonu. Fakat buradaki onemli soru su: σ^2 yerine S^2 koyma Z oranini nasil etkiler? Daha once buyuk orneklemeler icin bir fark olmadigindan bahsettik. Peki kucuk orneklemeler icin?

Kucuk n icin bu iki oraninin birbirinden farkli oldugunun kesfi William Sealy Gossett adli arastirmaciya ait. 1899'da Oxford'dan Kimya ve Matematik bolumunden mezun olduktan sonra Gossey, Guinness adli sirkette calismaya basladi. Urunlerin uzerinde yapacagi deneylerden aldigi veriler lojistik bazi sebepler dolasiyla cok azdi, ve "gercek" σ^2 'nin bilinmesi mumkun degildi. Coglu zaman $n = 4$ ya da 5'den bile az oluyordu. Bu gibi durumlarla ugrasa ugrasa Gossey $\frac{\bar{Y}-\mu}{S/\sqrt{n}}$ 'nin beklendigi gibi can egrisi $f_Z(z)$ seklinde degil, daha "etekleri kabarik" baska bir dagilim gibi gozuktugunu farkettiler, yani sifirdan cok kucuk ya da ondan cok buyuk oranlarin ihtimali cok dusuk degildi.



Ustteki histogram S kullanarak hesaplanmistir, $n = 4$ olmak uzere 500 deney uzerinden hesap yapilmistir. Iki dagilimin birbirinden uzaklastigi goruluyor.

Genel olarak dusunmek gerekirse, olasilik dagilimleri iki buyuk kategori altina duser. Asagi yukari bir duzine kadari gercek dunyadan alinabilecek her olcumu oldugu haliyle iyi modelleme kabiliyetine sahiptir; mesela normal, binom, Poisson, ustel dagilimlar gibi. Diger yandan daha az sayida (ama bir o kadar onemli) dagilimlar n tane rasgele degiskenin uzerinden hesaplanan *fonksiyonların* nasil davrandigini cok iyi modeller. Iste bu dagilimlara orneklem dagilimleri ismi verilir ve tipik kullanım alanlari cikarsama (inference) yapmaktır.

Normal dagilimi her iki kategoriye de aittir. Hem ayri ayri olcumleri modellemek, hem de $\frac{\bar{Y}-\mu}{\sigma/\sqrt{n}}$ 'in olasiliksal davranisini modellemek icin kullanilir. Ikinci kullanimi normal dagilimin bir orneklem dagilimi olarak kullanilmasina ornek-tir.

Normal dagilimdan sonra en onemli uc orneklem dagilimi Ogrenci t Dagilimi, chi kare dagilimi ve F dagilimidir. Son iki dagilim t oranini temsil eden $f_T(t)$ 'yi, yani $T = \frac{\bar{Y}-\mu}{s/\sqrt{n}}$ 'yi turetmek icin gerekli.

Turetmek

Sasirtici gelebilir ama t dagiliminin yogunluk fonksiyonunu turetmek pek kolay bir is degildir, ilk basta kolay yapilabilirmis gibi geliyor, cunku Merkezi Limit Teorisinin temelini olusturan $\frac{\bar{Y}-\mu}{\sigma/\sqrt{n}}$ 'in yogunlugunu turetmek nisbeten basit, moment ureten fonksiyonlar ile yapilabiliyor. Fakat $\frac{\bar{Y}-\mu}{\sigma/\sqrt{n}}$ ifadesinden $\frac{\bar{Y}-\mu}{s/\sqrt{n}}$ ifadesine gecmek cok daha zor, cunku bu durumda T *iki tane* rasgele degiskeninin bir orani haline gelmistir.

t Dagiliminin ispati icin su basamaklar gerekiyor; Once standart normal rasgele degiskenlerin karelerinin toplamının gamma dagilimin ozel bir hali olan chi kare dagilimi oldugunu gostermek. Daha sonra normal dagilmis olan bir nufustan alinan n ornekleminden elde edilen \bar{Y} ve S^2 'nin birbirinden bagimsiz rasgele degiskenler oldugunu gostermek, ve $\frac{n-1}{S^2}$ 'nin chi kare olarak dagildigini ispatlamak. Daha sonra sira birbirinden bagimsiz iki chi kare yogunluk fonksiyonunun arasindaki orani turetmeye gelecek, ki bu bir F dagilimidir. En son olarak $T^2 = (\frac{\bar{Y}-\mu}{s/\sqrt{n}})^2$ ifadesinin birbirinden bagimsiz iki chi kare dagiliminin orani oldugunu gostermek ki T^2 ifadesi F dagiliminin ozel bir halidir.

Chi Kare, χ^2 Dagilimi

Tanim

Z_1, \dots, Z_p bagimsiz standart Normal rasgele degiskenler ise, $U = \sum_{i=1}^p Z_i^2$ ki bu dagilima p derecede serbestlige (degrees of freedom) olan chi kare dagilimi (chi square distribution, yani χ^2) ismi verilir.

Teori

U, p derece serbestlige sahip bir χ^2 dagilima sahip ise, ki yogunluk

$$f_U(u; p) = \frac{1}{\Gamma(\frac{p}{2})2^{p/2}} u^{(p/2)-1} e^{-u/2}$$

$$u \geq 0$$

formulune esittir. Ustteki yogunlugun $r = m/2$ ve $\lambda = 1/2$ olan bir Gamma dagilimi oldugu soylenebilir. Fonksiyonunun parametresi sadece p'dir. Ispat icin [1].

$$E[U] = p$$

$$\text{Var}[U] = 2p$$

F Dagilimi

Diyelim ki U ve V birbirinden bagimsiz, ve sirasiyla m ve n derece serbestlige sahip iki chi kare dagilimi. O zaman $\frac{V/m}{U/m}$ olarak hesaplanan yeni bir rasgele degiskenin dagilimi, m, n derece serbestlige sahip bir F dagilimi olarak ifade edilir.

Teori

Rasgele degisken $\frac{Z^2}{U/n}$, ki U bir chi kare dagilimidir, $1, n$ derece serbestlige sahip bir F dagilimine sahiptir.

Ispati burada vermiyoruz.

Teori

(1)

Y_1, \dots, Y_n ortalamasi μ , varyansi σ^2 olan bir normal dagilimdan alinan n orneklem olsun. O zaman

a. S^2 ve \bar{Y} birbirinden bagimsizdir

b. $\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2$ hesabi $n - 1$ derece serbestlige sahip bir chi kare dagilimidir.

Ispat icin [1].

Nihayet $\frac{\bar{Y} - \mu}{S/\sqrt{n}}$ ifadesinin yogunlugunu bulmak icin tum altyapiya sahibiz.

Tanim

Z bir standart normal rasgele degisken, U ise n derece serbestlikteki bir chi kare rasgele degisken olsun. O zaman n derece serbestligi olan Ogrenci t orani (Student's t ratio)

$$T_n = \frac{Z}{\sqrt{\frac{U}{n}}} \quad (2)$$

olarak belirtilir.

Teori

Y_1, \dots, Y_n , bir μ, σ normal bir dagilimdan alinmis bir rasgele orneklem olsun. O zaman

$$T_{n-1} = \frac{\bar{Y} - \mu}{S/\sqrt{n}}$$

$n - 1$ serbestlik derecesine sahip bir t Dagilimidir.

Ispat

$\frac{\bar{Y} - \mu}{S/\sqrt{n}}$ ifadesini su sekilde yazabiliriz,

$$\frac{\bar{Y} - \mu}{S/\sqrt{n}} = \frac{\frac{\bar{Y} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}}}{\sqrt{\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2(n-1)}}}$$

Degil mi? Bolendeki $n - 1$ 'ler birbirini iptal eder, ve σ bolumdekini iptal eder, ve nihai bolume $\sqrt{S^2}$ yani S yerlestirilmis olur, ve esitligin solundaki ifadeye erisiriz. Fakat bu donusturucu bolum ifadesi sayesinde esitligin sag tarafinda yeni bir formule eristik; karekok ifadesi icine bakarsak ustteki (b) teorisiyle uyumlu olarak $\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2}$ goruyoruz, ki bu ifade bir chi kare dagilimi.

Diger yandan esitligin sagindaki bolum kısmi bir standart normal. Yani (2)'de tarif edilen duruma erismis oluyoruz, ustteki ifade bu tanima gore bir t Dagilimi.

t Dagilimi (Student's t)

X , n derece bagimsizlikta t dagilimina sahiptir, ve dagilimi

$$f_T(t) = \frac{\Gamma(\frac{n+1}{2})}{\sqrt{n\pi}\Gamma(\frac{n}{2})} \left(1 + \frac{t^2}{n}\right)^{-(n+1)/2}$$

Aslinda Normal dagilimi t dagiliminin $v = \infty$ oldugu hale tekabul eder. Cauchy dagilimi da t 'nin ozel bir halidir, $n = 1$ halidir. Bu durumda yogunluk fonksiyonu

$$f(x) = \frac{1}{\pi(1 + x^2)}$$

Bu formul hakikaten bir yogunluk mudur? Kontrol icin entegralini alalim,

$$\int_{-\infty}^{\infty} f(x) dx = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{dx}{1 + x^2}$$

Cogunlukla entegre edilen yerde "1 arti ya da eksi bir sey in karesi" turunde bir ifade gorulurse, yerine gecirme (substitution) islemi trigonometrik olarak yapilir.

$$x = \tan \theta, \theta = \arctan x$$

$$1 + x^2 = 1 + \tan^2 \theta = \sec^2 \theta$$

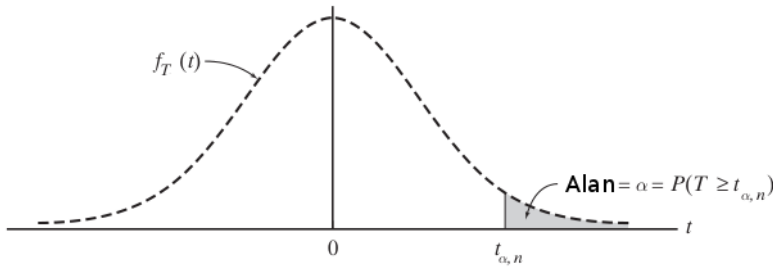
$$dx/d\theta = \sec^2 \theta$$

O zaman

$$\begin{aligned} &= \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{dx}{1+x^2} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sec^2 \theta} \sec^2 \theta d\theta = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} 1 d\theta = \\ &= \frac{1}{\pi} \theta \Big|_{-\infty}^{\infty} = \frac{1}{\pi} [\arctan(\infty) - \arctan(-\infty)] \\ &= \frac{1}{\pi} \left[\frac{\pi}{2} - \left(-\frac{\pi}{2} \right) \right] = 1 \end{aligned}$$

Guven Araliklari, Testler

Daha once Z oranini temel alarak guven araliklari ya da hipotez testleri olusturmustuk. Bu islemler icin standart normal dagilimin ust ve alt yuzdelikleri hakkında bazi bilgiler gerekmişti. Bu bilgiler bir tablodan bakilan degerlerdi ya da istatistik yazilimimizda gerekli bir cagiri ile hemen bulunabiliyorlardı.



Ogrenci t'nin Z'ye gore farkli bir tarafi belli bir degeri bulmak icin iki parametreye ihtiyac olmasi, bunlardan biri α digeri ise serbestlik derecesi (degree of freedom -dof-). Standart normal icin tablo paylastik, fakat t icin artik tablolarla ugrasmayacagiz, bilgisayar cagindayiz, yazilim ile bu isi halledelim!

Ornek

T bir Ogrenci t dagilimi ise, ve serbestlik derecesi 3 ise, $\alpha = 0.01$ icin $f_T(t)$ 'nin $100(1 - \alpha)$ yuzdeligi nedir? Ustteki grafikteki $t_{\alpha,n}$ notasyonundan hareketle $t_{0.01,3}$ degerini ariyoruz yani.

```
from scipy.stats.distributions import t
df = 3
print t.ppf(0.99, df)
print 1-t.cdf(4.541, df)
```

4.5407028587
0.00999823806449

Yani

$$P(T_3 \geq 4.541) = 0.01$$

$\frac{\bar{Y} - \mu}{S/\sqrt{n}}$ ifadesinin n-1 derece serbestlige sahip Ogrenci t dagilimina sahip oldugunu bilmek alttaki ifadeyi mumkun kilar,

$$P\left(-t_{\alpha/2, n-1} \leq \frac{\bar{Y} - \mu}{S/\sqrt{n}} \leq t_{\alpha/2, n-1}\right) = 1 - \alpha$$

Bu ifadeyi daha once standart normal icin yaptigimiz gibi tekrar duzenlersek,

$$P\left(\bar{Y} - t_{\alpha/2, n-1} \frac{S}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{Y} + t_{\alpha/2, n-1} \frac{S}{\sqrt{n}}\right) = 1 - \alpha$$

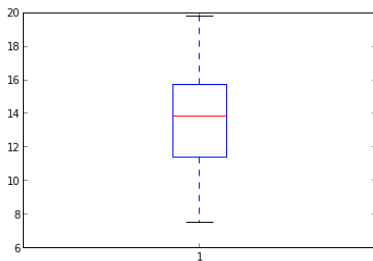
Tabii, Y_i 'lerin normal dagilimdan gelmis olmasi lazim. Bunun sonucunda gercek veri temel alinarak hesaplanacak S ve \bar{Y} bize μ icin bir $\%100(1 - \alpha)$ guven araligi verecektir.

Ornek

Yapiskan elementlerin uzerinde yapilan deneyler sonucundaki olcumler altta verilmistir. Acaba μ icin $\%95$ guven araligi nedir?

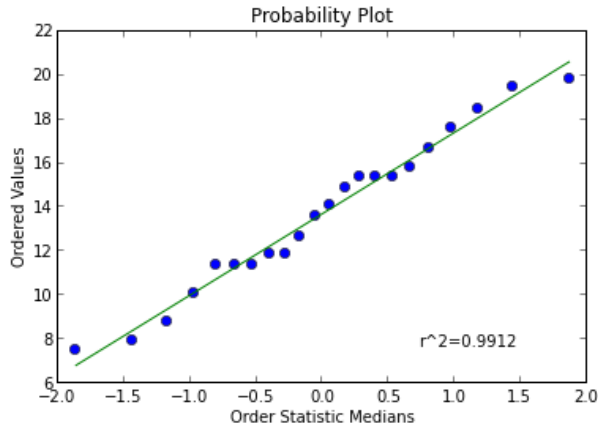
Oncelikle verinin normal dagilimdan geldigi dogru mudur? Bu faraziye kon-trol etmemiz gerekir yoksa t dagilimini kullanamayiz. Once bir kutu grafigi (box-plot) yapalim,

```
data = np.array([19.8, 10.1, 14.9, 7.5, 15.4, 15.4, 15.4, 18.5, 7.9, 12.7,  
11.9, 11.4, 11.4, 14.1, 17.6, 16.7, 15.8, 19.5, 8.8, 13.6, 11.9, 11.4])  
plt.boxplot(data)  
plt.savefig('stat_sampling_dist_01.png')
```



Simdi normal olasilik grafigi (normal probability plot) yapalim, ki bu grafik verinin normal dagilima ne kadar uyumlu oldugunu grafik olarak gosterir, eger uyumlu ise veri duz çizgiye yakin cikmalidir,

```
import scipy.stats as stats
res = stats.probplot(data, plot=plt)
plt.savefig('stat_sampling_dist_02.png')
```



Bu grafiklere bakınca verinin normal olduğu belli oluyor. Zaten örneklem sayısı az, bu sebeple t dağılımı kullanmak uygun. Veri sayısal ortalaması ve sayısal standart sapmasına bakalım, ve güven aralığını hesaplayalım, yani

$$\bar{x} - t_{\alpha/2, n-1} s / \sqrt{n} \leq \mu \leq \bar{x} + t_{\alpha/2, n-1} s / \sqrt{n}$$

```
from scipy.stats.distributions import t
n = len(data)
dof = len(data)-1
m = np.mean(data)
s = np.std(data)
print 'ortalama', m
print 'sapma', s
print m + t.ppf(0.025, dof) * s / np.sqrt(n), \
      m - t.ppf(0.025, dof) * s / np.sqrt(n)
```

```
ortalama 13.7136363636
sapma 3.47187340764
12.174293931 15.2529787962
```

Güven aralığı oldukça geniş, çünkü (demek ki) ölçümlerde yüksek değişkenlik var.

Tek Örneklem t Testi (The One-Sample t test)

Bu test verinin bir $N(\mu, \sigma)$ Normal dağılımından geldiğini farzeder, test etmek istediğimiz hipotez / karşılaştırma $\mu = \mu_0$. Ayrıca σ bilinmiyor, ki Öğrenci t dağılımından bahsetmemizin ana sebebi buydu zaten, o zaman hipotez testine Tek Örneklem t Testi adı verilir.

Örnek

Altta ki veride bir grup hanımın ne kadar kalori tükettiği kayıtlanmış. Acaba bu hanımların aldığı enerji tavsiye edilen 7725'ten ne kadar saptır?

```
daily_intake = np.array([5260., 5470., 5640., 6180., 6390., 6515., 6805., \
7515., 7515., 8230., 8770.])
```

Orneklem kucuk. O sebeple t dagilimi kullanmak mantikli. t degerini $\frac{\bar{y}-\mu_0}{s/\sqrt{n}}$ olarak hesaplayacagiz, ki $\mu_0 = 7725$ olacak.

```
from scipy.stats.distributions import t
import pandas as pd, math
data = pd.DataFrame(daily_intake)
n = len(data)
df = n-1 # serbestlik derecesi
mu0 = 7725.
ybar = float(data.mean())
s = float(data.std())
print 'ortalama', ybar, 'std', s
tval = (ybar-mu0)/(s/np.sqrt(n))
print 'df', df, 'tval', tval
print 'sol', t.ppf(0.025, df)
print 'sag', t.ppf(0.975, df)
```

```
ortalama 6753.63636364 std 1142.12322214
df 10 tval -2.82075406083
sol -2.22813885196
sag 2.22813885196
```

Sol ve sag esik degerlerini hesapladik ve t degeri bu araligin icine dusmuyor. Yani hipotezi reddediyoruz. Bazilari bu problemde p degeri gormek isteyebilir,

```
print 't degeri', tval
print 'iki tarafli p degeri', 2*t.cdf(tval, df)
```

```
t degeri -2.82075406083
iki tarafli p degeri 0.0181372351761
```

p degeri hesapladik 0.05'ten kucuk cikti. Ikiyle carpmamizin sebebi iki-taraflı p-testi yapmis olmamiz, yani kabul edilebilir bolgenin hem solundan hem de sagindan ne kadar disina dusuyorsak, bu iki taraftaki p degerini birbirine toplamaliyiz. Tabii t dagilimi simetrik oldugu icin her iki taraftan da ayni sekilde disarida kaliyoruz. Bazi kaynaklar iki taraflı p testinin $|t| < -t_{\text{esik}, \text{derece}}$ karsilastirmasini yaptigini soyler.

Benzer bir hesabi kutuphane cagrisi ile yaparsak,

```
from scipy.stats import ttest_1samp
t_statistic, p_value = ttest_1samp(daily_intake, mu0)
print 't', t_statistic, 'one-sample t-test', p_value

t -2.82075406083 one-sample t-test 0.0181372351761
```

Sonuc p degeri 0.05'ten kucuk cikti yani yuzde 5 onemliligini (significance) baz aldik bu durumda veri hipotezden onemli derecede (significantly) uzakta. Demek ki ortalamanin 7725 oldugu hipotezini reddetmemiz gerekiyor.

İki Örneklemli Test

Gruplar 0/1 değerleri ile işaretlendi, ve test etmek istediğimiz iki grubun ortalamasının (mean) aynı olduğu hipotezini test etmek. t-test bu arada varyansın aynı olduğunu farzeder.

```
energ = np.array([
    [9.21, 0], [7.53, 1],
    [7.48, 1], [8.08, 1],
    [8.09, 1], [10.15, 1],
    [8.40, 1], [10.88, 1],
    [6.13, 1], [7.90, 1],
    [11.51, 0], [12.79, 0],
    [7.05, 1], [11.85, 0],
    [9.97, 0], [7.48, 1],
    [8.79, 0], [9.69, 0],
    [9.68, 0], [7.58, 1],
    [9.19, 0], [8.11, 1]])
group1 = energ[energ[:, 1] == 0][:, 0]
group2 = energ[energ[:, 1] == 1][:, 0]
t_statistic, p_value = ttest_ind(group1, group2)
print "two-sample t-test", p_value

two-sample t-test 0.00079899821117
```

p değeri < 0.05 yani iki grubun ortalaması aynı değildir. Aynı olduğu hipotezi reddedildi.

Eslemeli t-Test (Paired t-test)

Eslemeli testler aynı deneysel birimin ölçümü alındığı zaman kullanılabilir, yani ölçüm alınan aynı grupta, deney sonrası deneyin etki edip etmediği test edilebilir. Bunun için aynı ölçüm deney sonrası bir daha alınır ve "farkların ortalamasının sıfır olduğu" hipotezi test edilebilir. Altta bir grup hastanın deney öncesi ve sonrası ne kadar yiyecek tükettiği listelenmiş.

```
intake = np.array([
    [5260, 3910], [5470, 4220],
    [5640, 3885], [6180, 5160],
    [6390, 5645], [6515, 4680],
    [6805, 5265], [7515, 5975],
    [7515, 6790], [8230, 6900],
    [8770, 7335],
    ])
pre = intake[:, 0]
post = intake[:, 1]
t_statistic, p_value = ttest_1samp(post - pre, 0)
print "paired t-test", p_value

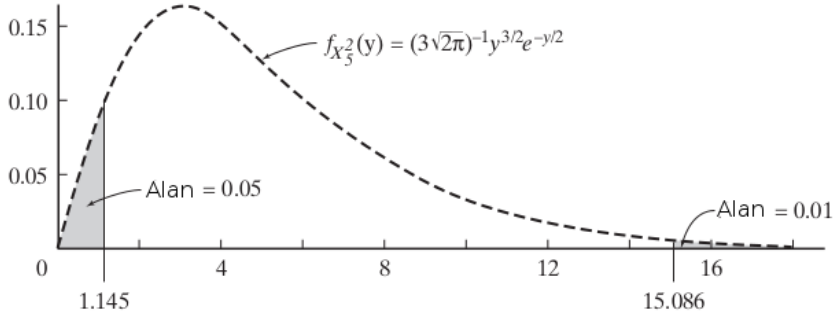
paired t-test 3.05902094293e-07
```

Normal Nüfusun Varyansının Güvenlik Aralığı

Bazen nüfusun varyansı ya da standart sapması üzerinde bir güven aralığı hesaplamak gerekebilir. Eğer nüfus normal olarak dağılmış ise, şimdiye kadar göster-

digimiz tekniklerin hepsi kullanılabilir. (1) teorisinin b kismindeki ifadeyi kullanırsak, nüfusu μ, σ parametrelili bir normalden alınan X_1, \dots, X_n örneklemini üzerinden hesaplanan $X^2 = \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2}$ ifadesinin $n-1$ serbestlik derecesindeki bir chi kare dağılımı olduğunu biliyoruz.

Chi karenin yüzdelik kısımları altta görülebilir,



```
from scipy.stats.distributions import chi2
print chi2.ppf(0.05, 5)
print chi2.ppf(0.99, 5)
```

```
1.14547622606
15.0862724694
```

Dikkat edilmesi gereken bir konu chi karenin yamuk (skewed) olması sebebiyle sağdaki ve soldaki alan hesaplarının arasında z skorunda olduğu gibi her seferinde birebir geçiş yapılamayabileceği.

Notasyonel olarak $\chi^2_{p,n}$ ifadesi, x eksenindeki bir eşik noktasını ifade eder ki bu değerin sol tarafındaki alan büyüklüğü p, n serbestlik derecesindeki chi kare dağılımının alanıdır. Mesela üstte $\chi^2_{0.05,5} = 1.145$ ve $\chi^2_{0.99,5} = 15.086$. Olasılık ifadesi olarak

$$P(\chi^2_5 \leq 1.145) = 0.05$$

$$P(\chi^2_5 \leq 15.086) = 0.99$$

Not: Bazı kaynaklar eşit ifadesinin sağ tarafını referans alıyor her nedense, bu duruma dikkat.

σ^2 İçin Güvenlik Aralığı

Chi kare tanimından hareketle su ifadeyi yazabiliriz,

$$P\left(\chi^2_{\alpha/2, n-1} \leq \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \leq \chi^2_{1-\alpha/2, n-1}\right) = 1 - \alpha$$

Belirtildiği üzere, üstteki ifadenin Z 'li halinde olduğu gibi, bir z değerini alıp, eksi ile çarparak (ve çarpmayarak) hem sol hem sağda esik değeri olarak kullanamadık çünkü χ^2 kare simetrik değil. Esik değerinin belli noktalarda ayrı ayrı hesaplanması gerekiyor.

Üstteki denklem birkaç cebirsel işlem sonrasında σ^2 'yi ortada tek başına bırakacak şekilde değiştirilebilir, önce eşitsizlikleri tersine çeviriyoruz, aynı anda ortadaki bölüme tersine çeviriyoruz, ve yeni bölüme hem sol hem sağa çarparak taşıyoruz,

$$P\left(\frac{(n-1)S^2}{\chi_{1-\alpha/2, n-1}^2} \leq \sigma^2 \leq \frac{(n-1)S^2}{\chi_{\alpha/2, n-1}^2}\right) = 1 - \alpha$$

Eşitsizliğin karekokunu alırsak, σ için $100(1 - \alpha)$ güven aralığı

$$\left(\sqrt{\frac{(n-1)S^2}{\chi_{1-\alpha/2, n-1}^2}}, \sqrt{\frac{(n-1)S^2}{\chi_{\alpha/2, n-1}^2}}\right)$$

Örnek

Bir fabrikada deterjanları doldurmak için bir makina kullanılıyor. Rasgele seçilen bir örnekte 20 tane deterjan plastik siseden alınan ölçümlerde örnek varyansının $s^2 = 0.0153$ olduğu hesaplanıyor (birim ons²). Bu ölçümlerin standart sapması σ^2 için %95'lik üst güven sınırı nedir?

$$\sigma^2 \leq \sqrt{\frac{(19)0.0153}{\chi_{0.05, 19}^2}}$$

```
from scipy.stats.distributions import chi2
print chi2.ppf(0.05, 19)
10.1170130639
```

$$\sigma^2 \leq \sqrt{\frac{(19)0.0153}{10.117}} = 0.0287$$

Yani

$$\sigma \leq 0.17$$

Demek ki nüfusun gerçek standart sapması 0.17 ons kadar büyük olabilir.

Kaynaklar

[1] Larsen, *Introduction to Mathematical Statistics and Its Applications*

[2] Runger, *Applied Statistics and Probability for Engineers*