

**ARAŞTIRMA MAKALESİ / RESEARCH ARTICLE**

**SIFIR DEĞER AĞIRLIKLIL SAYIMA DAYALI VERİLERİN ANALİZİNDE  
HURDLE MODELİN KULLANILMASI**

**Abdullah YEŞİLOVA<sup>1</sup>**

**ÖZ**

Sayıma dayalı olarak elde edilen veriler, çok fazla sayıda sıfır değerine sahip olabilirler. Fazla sayıda sıfır değerine sahip bağımlı değişkenin modellenmesinde kullanılan yöntemlerden biri de hurdle modelidir. Hurdle model iki kısımdan oluşmaktadır. Kısımlardan birincisi, sıfır sayımlara (0) karşı pozitif sayımları(1) gösteren binary cevapları; ikincisi ise yalnız pozitif sayımları içermektedir. Binary cevaplar, binary modeli kullanırken, pozitif sayımlar sıfır değer-sınırlandırılmış sayıma dayalı modelini kullanmaktadır. Binary kısım logit, probit veya complementary loglog kullanılarak modellenmektedir. Pozitif sayımlara dayalı kısım ise Poisson, geometrik ve negative binomial dağılım kullanılarak modellenmektedir. Çalışmada, pozitif sayımlar için Poisson ve negatif binomiyal hurdle modeller kullanılmıştır. Bağımlı değişken olarak alınan akar sayılarının %77.2'si sıfır değerlidir. Elde edilen Akaike bilgi ölçütü negatif binomiyal hurdle modelin, Poisson hurdle model modelden daha iyi sonuç verdiğini göstermiştir.

**Anahtar Kelimeler** : Sıfır değer ağırlıklı veriler, Negatif binomiyal hurdle model, Poisson hurdle model.

**USING HURDLE MODEL IN ANALYSIS OF ZERO- INFLATED COUNT DATA**

**ABSTRACT**

Data obtained based on count could have too many zero values. In this cases, the hurdle model is one of the methods used in the modeling the dependent variable having too many zero data. Hurdle model constitutes of two parts. First part includes binary response demonstrating positive counts (1) in opposition to zero counts (0). A second part includes only positive count. While binary responds use binary model, positive counts use zero-truncated count model. Binary part is modeled using logit, probit, or complementary loglog. The part based on positive counts is modeled using Poisson, geometric, and negative binomial distributions. In the present study, Poisson and negative binomial hurdle models for positive counts. The 77.2 % of acar that considered as dependent variable had zero values. The obtained Akaike Information criteria showed that negative binomial hurdle model was better than Poisson hurdle model.

**Keywords:** Zero-inflated data, Negative binomial hurdle mode, Poisson hurdle mode.

<sup>1</sup>Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Ziraat Fakültesi, Zootehni Bölümü, Biyometri- Genetik ABD, 65080 VAN.  
yesilova@yyu.edu.tr

## 1. GİRİŞ

Poisson Regresyon (PR) analizi, bağımsız değişkenler ile sayıma dayalı olarak elde edilen bağımlı değişken arasındaki ilişkiyi açıklamaktadır. PR'de bağımsız değişkenlerin doğrusal yapısını, bağımlı değişkenin beklenen değerine bağlayan bağlantı fonksiyonu, logaritmik dönüşüm ile verilmektedir (Agresti, 1997; Cameron ve Trivedi, 1998; Stokes vd, 2000). Uygulamada, Poisson dağılımı gösteren sayıma dayalı olarak elde edilen gözlemler, beklenenden daha fazla sayıda sıfır değerine sahip olabilir. Böyle durumlarda, fazla sayıda sıfır değerine sahip Poisson dağılımı gösteren bağımlı değişkenin ortalama ve varyansı arasında var olan eşitlik sağlanamamaktadır. Bilindiği gibi, Poisson dağılımında ortalama ile varyans birbirine eşittir. Varyansın ortalamaдан büyük olması aşırı yayılım (overdispersion), küçük olması ise az yayılım (underdispersion) olarak tanımlanmaktadır (Cox, 1983; Breslow, 1990; Böhning, 1994; Cameron ve Trivedi, 1998; Stokes vd, 2000; SAS, 2007). Sıfır değerlerinin çok fazla sayıda olduğu veri kümelerine, PR'yi uygulamak doğru olmayan parametre tahminlerinin elde edilmesine neden olacaktır (Yeşilova vd, 2007).

Hurdle model sıfır değerlerinin çok olduğu veri kümelerinin analizinde kullanılan alternatif bir yöntemdir (Dalrymple vd, 2003). Hurdle model iki kısımdan oluşmaktadır. Kısımlardan birincisi, sıfır sayımlara (0) karşı pozitif sayımları(1) gösteren binary (ikili) cevapları, ikinci kısım ise yalnız pozitif sayımları (sıfırdan büyük değerler) gösteren süreçtir. Binary cevaplar binary model kullanılarak modellenmektedir. Pozitif sayımlar ise sıfır değer- sınırlandırılmış sayıma dayalı (zero-truncated count) model kullanılarak modellenmektedir (Long ve Freese, 2005; Martin vd, 2006; Hilbe, 2007). Başka bir ifadeyle, birinci aşama sıfır veya sıfır olmayan sonuçların meydana gelip gelmediğini belirleyen binomial olasılık modelidir. Pozitif sonuçları tanımlayan sınırlandırılmış sayıma dayalı veriler ise ikinci aşama olarak modellenmektedir (Dalrymple vd, 2003). Binary kısım logit, probit veya complementary loglog kullanılarak modellenmektedir. Pozitif sayımlar kısmı ise Poisson, geometrik ve negative binomial kullanılarak modellenmektedir. Elde edilen veriler Poisson dağılımı kullanılarak modellendiğinde, Poisson hurdle model olarak adlandırılmaktadır. Benzer şekilde, Elde edilen veriler negatif binomial dağılım kullanılarak modellendiğinde, negatif binomial hurdle model olarak adlandırılmaktadır (Long ve Freese, 2005; Martin vd., 2006).

## 2. MATERYAL ve YÖNTEM

### 2.1 Materyal

Çalışmanın materyalini, Van merkez ilçesinden seçilen bir bahçede, Mayıs-Ekim ayı sonuna kadar golden elma ağaçlarından, haftalık olarak alınan yaprak örnekleri üzerindeki, zararlı akar *Panonychus ulmi* Koch (Acarina: Tetranychidae) ile bu akarın avcısı olan *Zetzellia mali* (Ewing) (Acarina: Stigmaeidae)'ye ait sayımlar oluşturmuştur. Yaprak örnekleri, toplam 10 ağaçtan ve ağaç başına 10 yaprak olarak toplanmıştır. Toplanan yapraklar laboratuvara getirilerek, stereobinoküler mikroskop altında incelenerek, yaprağın her iki yüzeyi üzerindeki akarlar sayılıp, kaydedilmiştir. Denemenin yürütüldüğü bahçe 02.07.2002 ve 27.07.2002 tarihlerinde iki defa Fluvalinate etkili bir tarımsal savaş ilacı ile ilaçlanmış ve bu ilağın akarlar üzerine etkisi araştırılmıştır. Bunun dışında, Van merkez ilçesinin aylık ortalama sıcaklık değerleri, Devlet Meteoroloji İstasyonundan alınmış ve akarların popülasyonuna etkisi değerlendirilmiştir.

### 2.2 Yöntem

Yöntem bölümü Poisson ve negatif binomial hurdle model olmak üzere, iki başlık altında incelenecektir.

#### 2.2.1 Poisson Hurdle Model

Sınırlandırılmış sayıma dayalı olarak elde edilen pozitif gözlem değerleri ( $y_i > 0$ ) Poisson dağılımı kullanılarak modellendiğinde, Poisson hurdle model olarak adlandırılmaktadır.  $y_i$ ,  $i=1,2,\dots,n$  birbirinden bağımsız sayıma dayalı olarak elde edilen gözlem değerleri olsun.  $y_i=0$  olma olasılığı  $1-p(x)$  ve  $y_i \sim$  sınırlandırılmış Poisson ( $\lambda(z)$ ) olma olasılığı  $p(x)$  olsun. Burada  $x$  ve  $z$  kovariet matrisleridir. Poisson hurdle model (Dalrymple vd, 2003),

$$P(y_i = 0/x) = 1 - p(x)$$

$$P(y_i = q/x, z) = \frac{p(x) \exp(-\lambda(z)) \lambda(z)^q}{q! (1 - \exp(-\lambda(z)))}, q=1,2,\dots$$

(1)

$p(x)$  ve  $\lambda(z)$  sırasıyla logit ve log-doğrusal fonksiyonları kullanılarak modellenmektedirler. Yani,

$$\log(\lambda(z)) = x_i'\beta \quad (2)$$

$$\logit(p_i) = z_i'\alpha \quad (3)$$

biçiminde modellenmektedirler (Lambert, 1992). Eşitlik 2 ve eşitlik 3'te verilen  $\beta$  ve  $\alpha$  sırasıyla bilinmeyen parametre vektörleridir. Bilinmeyen  $\beta$ ,  $\alpha$  parametrelerinin tahmin edilmesinde en çok olabilirlik (maximum likelihood) yöntemi kullanılmaktadır. Poisson hurdle için log-olabilirlik aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\begin{aligned} LL &= \sum_{y_i>0} x_i'\beta - \sum_{i=1}^n \log(1 + \exp(x_i'\beta)) \\ &+ \sum_{y_i>0} [y_i z_i'\alpha - \exp(z_i'\alpha) - \log(1 - \exp(-\exp(z_i'\alpha))) - \log(y_i!)] \\ &= LL(\beta) + LL(\alpha) \end{aligned} \quad (4)$$

Eşitlik 4'te verilen ve lojistik modeli esas alan  $LL(\beta)$  olabilirlik, bilinen genelleştirilmiş doğrusal model (generalized linear model) kullanılarak uyumu yapılabilir. Bununla birlikte  $LL(\alpha)$  olabilirlik fonksiyonun maksimize edilmesiyle,  $\alpha$  bilinmeyen parametre vektörünün en çok olabilirlik tahminleri elde edilmektedir.

## 2.2 Negative Binomiyal Hurdle Model

Negatif binomiyal hurdle modelde, sayıma dayalı olarak elde edilen bağımlı değişkenin sıfır ya da sıfır değerli olmama sonuçlarını belirleyen binomial olasılık modeli ile pozitif sonuçları tanımlayan sınırlandırılmış sayıma dayalı modeli için verilen log-olabilirlik fonksiyonu aşağıdaki gibi yazılabilir (Long ve Freese, 2005; Hilbe, 2007),

$$LL = \ln(f(0)) + \left\{ \ln[1 - f(0)] + \ln P(j) \right\} \quad (5)$$

Eşitlikte 5'te,  $f(0)$  modelin binary kısmının olasılığını,  $p(j)$  pozitif sayımın olasılığını göstermektedir. Logit model kullanıldığında durumda, sıfır değerli gözlemin olasılığı,

$$f(0) = P(y=0; x) = 1/(1 + \exp(xb1))$$

ve

1-  $f(0)$  ise (sıfırdan büyük gözlemler),

$$\exp(xb1)/(1 + \exp(xb1))$$

biçiminde yazılabilir. Böylece negatif binomiyal hurdle modelin her iki kısmı için log-olabilirlik fonksiyonu aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\begin{aligned} &\text{cond}\{y=0, \ln(1/(1 - \exp(xb1))), \\ &\ln(\exp(xb1)/(1 + \exp(xb1))) + y * \ln(\exp(xb)/(1 + \exp(xb))) \\ &- \ln(1 + \exp(xb))/\alpha + \ln \Gamma(y + 1/\alpha) - \ln \Gamma(y + 1) - \ln \Gamma(1/\alpha) \\ &- \ln(1 - (1 + \exp(xb))(-1/\alpha))\} \end{aligned} \quad (6)$$

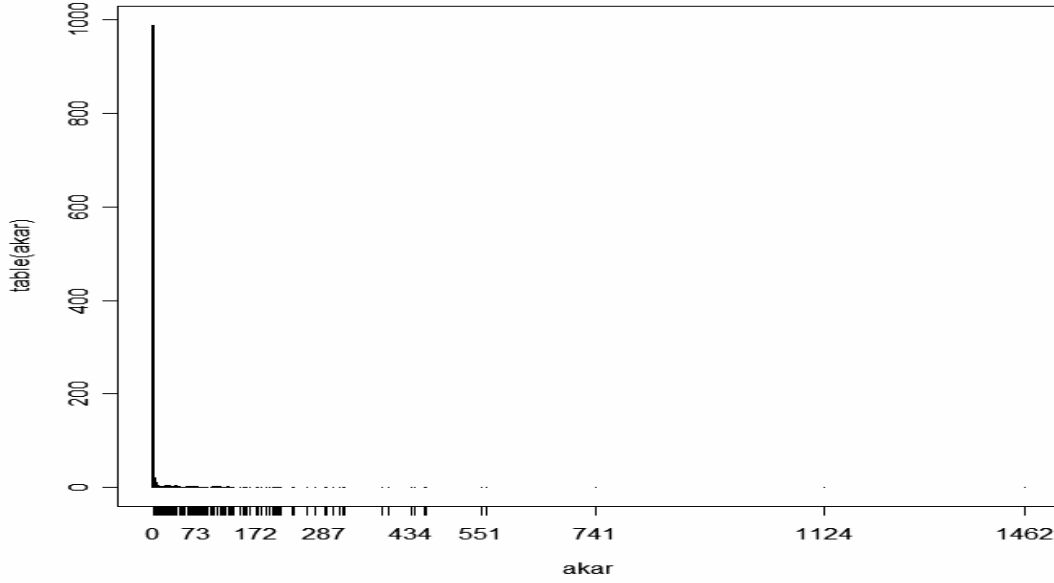
Eşitlik 6'da verilen log-olabilirlik fonksiyonun maksimize edilmesiyle, bilinmeyen parametrelerin en çok olabilirlik tahminleri elde edilmektedir.

## 3. BULGULAR

Çalışmada, gerekli analizler R istatistik yazılım programları kullanılarak yapılmıştır. Tüm dönemlere ait toplam akar sayısı bağımlı değişken; ilaçlama, sıcaklık, dönemler (haftalar) ve *Zetzellia mali* (avcı akar) bağımsız değişkenler olarak modele dahil edilmiştir. Bağımlı değişken olan toplam akar sayısına ait 1292 gözlemin 998'i (%77.2) sıfır değerlidir. Tüm dönemlere ait toplam akar sayısına ilişkin grafik "Şekil 1"de verilmiştir. Sıfır değerlerinin çok fazla sayıda olmasından dolayı, verilerin dağılımı sağa çarpık olmuştur.

### 3.1 Negative Binomiyal Hurdle Model Sonuçları

Sıfırdan büyük değere sahip akarlar (bağımlı değişken) için log-link fonksiyonu kullanılarak sınırlandırılmış negatif binomial modelden elde edilen en çok olabilirlik parametre tahminleri ver standart hataları Tablo 1'de verilmiştir.



Şekil 1. Tüm dönemlere ait toplam akar sayısının dağılımı

Tablo 1. Sınırlandırılmış negatif binomiyal model için parametre tahmin değerleri ve standart hataları

Parametreler	Tahmin (standart hata)
Intercept	9.63876(0.68063)**
<i>Zetzellia mali</i> (avcı)	-0.04025(0.02392)**
İlaçlama	1.07869(0.22733)**
Sıcaklık	-0.19721(0.03813)**
Dönemler	-0.45766(0.02420)**

\*\*p&lt;0.01

Tablo 1'e bakıldığında, avcı akarın (*Zetzellia mali*), ilaçlamanın, sıcaklığın ve dönemlerin, bağımlı değişken olan toplam akar sayısı üzerine olan etkileri istatistiksel olarak önemli bulunmuştur (p<0.01).

Sıfır olan ve olmayan akarların sayısını gösteren binary cevaplara ilişkin hurdle model sonuçları Tablo 2'de verilmiştir. Parametre tahminleri, logit bağlantı fonksiyonu kullanılarak elde edilmiştir. Tablo 2'ye bakıldığında, bütün bağımsız değişkenlerin toplam akar sayısı üzerine olan etkileri önemli bulunmuştur (p<0.01). Sıcaklık, avcı ve ilaçlamanın binary cevaplar üzerine olan etkileri (sıfır değerli akarlar ve sıfır değerli olmayan akarlar) pozitif iken, dönemlerin etkisi negatif olmuştur.

### 3.2 Poisson Hurdle Model Sonuçları

Sıfırdan büyük değere sahip akarlar (bağımlı değişken) için log-link fonksiyonu kullanılarak sınırlandırılmış Poisson modelden elde edilen en çok olabilirlik parametre tahminleri ver standart hataları Tablo 3'te verilmiştir. "Tablo 3"te bakıldığında, avcı akarın (*Zetzellia mali*), ilaçlamanın, sıcaklığın ve dönemlerin, bağımlı değişken olan toplam akar sayısı üzerine olan etkileri istatistiksel olarak önemli bulunmuştur (p<0.01).

Sıfır ve sıfır olmayan akar sayısının sayısını gösteren binary cevaplara ilişkin hurdle model sonuçları "Tablo 4"de verilmiştir. En çok olabilirlik parametre tahminleri, logit bağlantı fonksiyonu kullanılarak elde edilmiştir. Tablo 4'e bakıldığında, bütün bağımsız değişkenlerin toplam akar sayısı üzerine olan etkileri önemli bulunmuştur (p<0.01).

Tablo 2. Negatif binom hurdle modelde binary cevaplar için parametre tahmin değerleri ve standart hataları

Parametreler	Tahmin (standart hata)
Intercept	-3.95243(0.43299)**
<i>Zetzellia mali</i> (avcı)	0.01592(0.01827)**
İlaçlama	0.29893(0.21660)**
Sıcaklık	0.17024(0.02601)**
Dönemler	-0.09122(0.01689)**

\*\*p&lt;0.01

Tablo 3. Sınırlandırılmış Poisson model için parametre tahmin değerleri ve standart hataları

Parametreler	Tahmin (standart hata)
Intercept	8.29448(0.12568)**
<i>Zetzellia mali</i> (avcı)	-0.05785(0.01268)**
İlaçlama	0.87778(0.04022)**
Sıcaklık	-0.12974(0.00958)**
Dönemler	-0.39710(0.00679)**

\*\*p&lt;0.01

Tablo 4. Poisson hurdle modelde binary cevaplar için parametre tahmin değerleri ve standart hataları

Parametreler	Tahmin (standart hata)
Intercept	-3.95243(0.43299)**
<i>Zetzellia mali</i> (avcı)	0.01592(0.01827)**
İlaçlama	0.29893(0.21660)**
Sıcaklık	0.17024(0.02601)**
Dönemler	-0.09122(0.01689)**

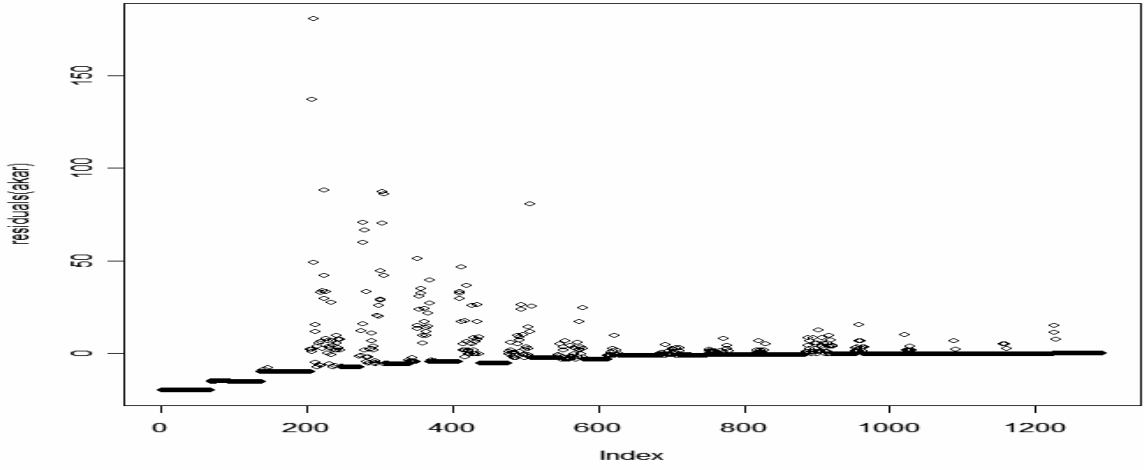
\*\*p&lt;0.01

Negatif binomiyal ve Poisson hurdle modellerine ilişkin tüm dönemlere ait akar değerlerine ait hata grafikleri sırasıyla, Şekil 2' ve Şekil 3'de verilmiştir. İki regresyon modelinde de hata terimleri benzer dağılım göstermişlerdir.

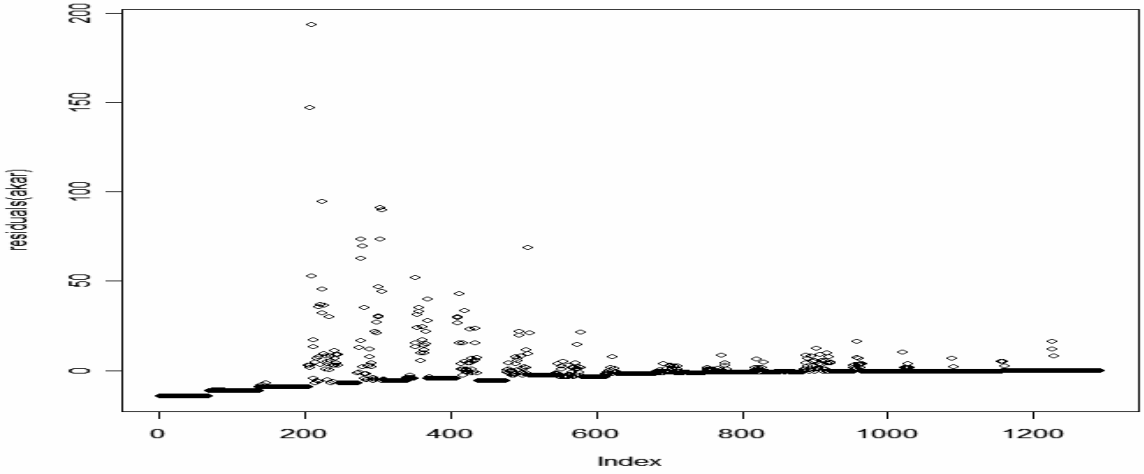
Negatif binomiyal ve Poisson hurdle modellerine ilişkin tüm dönemlere ait akar sayıların uyum değerlerinin grafikleri sırasıyla, Şekil 4' ve Şekil 5'de verilmiştir. İki regresyon modelinde de uyum değerleri benzer dağılım göstermişlerdir. Ayrıca gerçek değerlerde olduğu gibi, uyum değerlerinin de dağılımı sağa çarpık olmuştur (Şekil 3' ve Şekil 4).

#### 4. SONUÇ

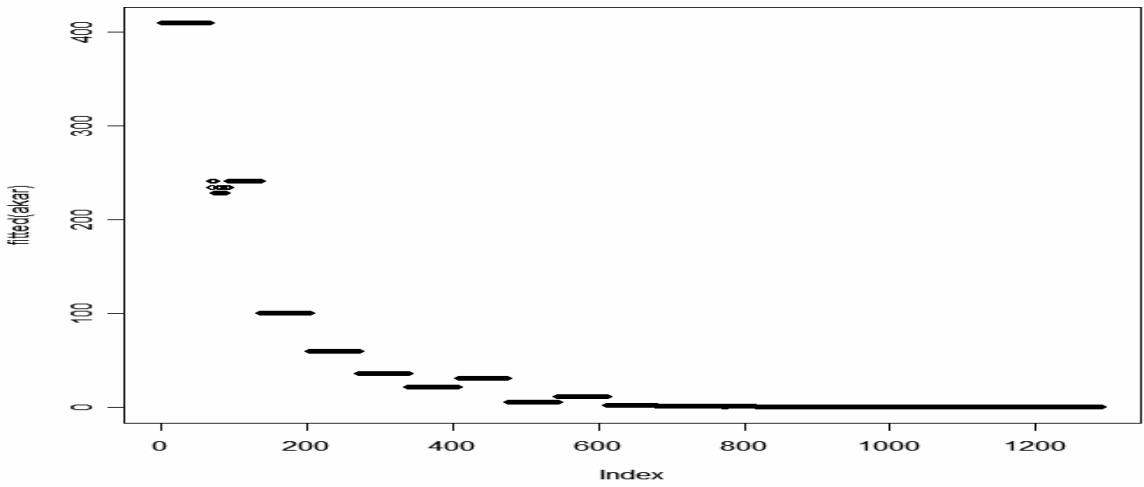
Sayma dayalı olarak elde edilen verilere, Poisson regresyonun uygulanabilirliğini gösteren sapma (deviance) ve Pearson Khi-kare (Pearson Chi-square) uyum istatistikleri büyük önem taşımaktadır (SAS, 2007). Uygulanan Poisson regresyon yönteminin doğruluğu bakımından, her iki uyum istatistiğinin 1'e eşit ya da yakın bir değer alması gerekmektedir (SAS, 2007). Uygulanan Poisson regresyon yönteminin doğruluğu bakımından, her iki uyum istatistiğinin 1'e eşit ya da yakın bir değer alması gerekmektedir (SAS, 2007). Çalışmada, her iki uyum istatistiğine ait değerler oldukça büyük çıkmıştır (sapma= 235.532 ve Pearson Khi-kare=258.709).



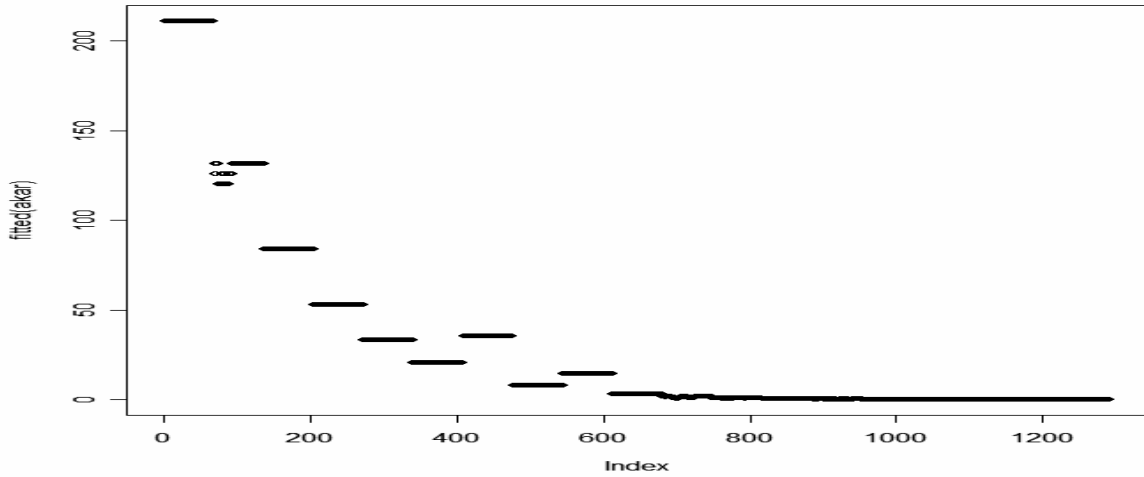
Şekil 2. Negatif binomiyal hurdle model için akar sayılarına ait hatalar



Şekil 3. Poisson hurdle model için akar sayılarına ait hata değerleri



Şekil 4. Negatif binomiyal hurdle model için akar sayılarına ait uyum değerleri



Şekil 5. Poisson hurdle model için akar sayılarına ait uyum değerleri

Bu sonuç, veri kümesinde aşırı yayılım olduğunu göstermektedir. Aşırı yayılımın nedenlerinden bazıları, yanlış bağlantı fonksiyonun kullanılması, gözlem değerlerin birbirlerinden bağımsız olmaması, modelde olması gereken önemli terimlerin modele dahil edilmemesi, gözlem değerleri arasındaki varyasyonun büyük olması ve örnek büyüklüğünün yetersiz olması şeklinde verilebilir (Cox, 1983; Breslow, 1990; Böhning, 1998; Cameron ve Trivedi, 1998).

Sayıma dayalı olarak elde edilen bağımlı değişkende sıfır değerli gözlemlerin çok fazla sayıda olmadığı durumlarda, PR ve negatif binomiyal (NB) regresyon modellerinin kullanılması daha uygun olmaktadır. Ancak böyle bir veri kümesinde aşırı yayılım söz konusu ise, NB regresyon modeli PR modeline tercih edilir (Lawless, 1987; Agresti, 1997; SAS, 2007; Yeşilova vd, 2007). Standart Poisson regresyonunda, aşırı yayılım parametre tahminleri üzerinde küçük bir etkiye sahiptir, ancak standart hataların yanlış tahmin edilmesine neden olmaktadır (Cox, 1983).

Veri kümesinde sıfır değerlerinin çok fazla sayıda olması durumunda, hurdle model yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir (Logn ve Freese, 2006; Martin vd, 2006; Hilbe, 2007). Hurdle model, sıfırdan büyük pozitif sayılar için daha çok Poisson ve negatif binomiyal dağılımlarını esas almaktadır. Çalışmada hem Poisson hurdle hem de negatif binomiyal hurdle modellerine ilişkin parametre tahmin sonuçları verilmiştir. “Tablo 1” ve “tablo 2”de verilen negatif binomiyal hurdle Poisson hurdle modellerine ilişkin parametre tahminleri ve standart hataları birbirlerinden oldukça farklı bulunmuştur. Her iki Tabloda, bütün bağımsız değişkenlerin toplam akar sayısı üzerine olan etkileri önemli bu-

lunmuştur ( $p < 0.01$ ). Sıfır olan ve olmayan akar sayılarını gösteren binary bağımlı cevaplar için elde edilen binomiyal hurdle model sonuçları “Tablo 2” ve “Tablo 4”te benzerlik göstermişlerdir. Sıcaklık, akarın gelişmesi ve çoğalması üzerine önemli etkilerden biridir (Kasap, 2004). “Tablo 1” ve “Tablo 2”de sıcaklığın akar sayısı üzerine olan etkisi önemli bulunmuştur ( $p < 0.01$ ). Çalışmada ana materyal olan akarlar uygun sıcaklıklarda (18-32 C sıcaklık) oldukça yüksek sayılara ulaşabilirler. Ancak bu koşulların dışındaki oranlarda üremeleri yavaşlar hatta 35C üzerinde ve 15C altında üremeleri durur ve ölümler başlar. Sıfır değerleri akarların üremelerinin en düşük olduğu ve ölümlerin en yüksek olduğu dönemlerde ortaya çıkar. Çalışmada kullanılan 1292 gözlem değerinin, 998’i (%77.2) sıfır değerlidir. Bu nedenlerden dolayı sıfır değerli verilerin farklı bir şekilde incelenmesi populasyonun gelişmesi açısından önemlidir. Çalışmada, incelenen bağımsız değişkenlerden biri olan dönemler, 2002 Mayıs-Ekim ayı sonuna kadar olan zamandaki haftaları göstermektedir. Dönemlerin (haftalar) etkisinin önemli çıkması ( $p < 0.01$ ), elde edilen akar sayılarının haftadan haftaya farklılık yarattığını göstermektedir.

Poisson ve negatif binomiyal hurdle modellerine ilişkin Akaike bilgi ölçütü (Akaike information Criteria=AIC) değerleri sırasıyla 27082.29 ve 3816.39 olarak bulunmuştur. Bilindiği gibi en küçük AIC değerine sahip regresyon modeli, en iyi model olarak tanımlanmaktadır (Dalrymple vd, 2003). AIC bilgi ölçütü,

$$AIC = -2 \log L + 2r$$

(7)

biçiminde hesaplanmaktadır (Dalrymple vd, 2003; Yeşilova vd, 2007). Eşitlik 7’de, LogL hurdle modelde iterasyon bittikten sonra elde edilen log-olabilirlik değerini,  $r$  parametre sayısını ve  $n$  örnek büyüklüğünü göstermektedir. Çalışmada, negatif binomiyal hurdle modeline ilişkin AIC değeri, Poisson hurdle modelden elde edilen AIC değerinden daha küçük olduğundan dolayı, negatif binomiyal hurdle modelin daha uygun bir model olduğu saptanmıştır. Bununla birlikte sıfır değer ağırlıklı Poisson (ZIP) regresyonu ve sıfır değer ağırlıklı negatif binomiyal (ZINB) regresyon, sıfır değer ağırlıklı verilerin analizinde kullanılan alternatif diğer yöntemlerdir (Lawless, 1987; Hall, 2000; Lambert, 1992; Böhning, 1998; Hall, 2000; Ridout vd, 2001; Cheung, 2002; Jansakul, 2005; Long and Freese, 2006; Yeşilova vd, 2007). Çalışmada, PR, NB, ZIP, ZINB, Poisson hurdle ve negatif binomiyal hurdle için AIC uyum ölçütü elde edilmiştir. Elde edilen AIC uyum ölçütlerinden en küçük regresyon modelinin ZINB, daha sonra sırasıyla negatif binomiyal hurdle, NB, Poisson hurdle, ZIP ve PR biçiminde sıralanmıştır. Elde edilen sonuçlara göre, negatif binomiyal dağılım esaslı modellerin daha iyi sonuç verdiği görülmüştür. Çünkü negatif binomiyal model aşırı yayılımı kaynaklanan etkiyi modele dahil ederek, parametre tahmini yapmaktadır, Lambert, 1992; Böhning, 1998; Hall, 2000; Yeşilova vd, 2007).

## TEŞEKKÜR

Bu çalışmada veri kümesini kullanmama izin veren Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi, Ziraat Fakültesi, Bitki Koruma Anabilim Dalı Öğretim Üyesi Doç. Dr. İsmail KASAP’a teşekkür ederim.

## KAYNAKLAR

- Agresti, A. (1997). *Categorical Data Analysis*. New Jersey, Canada; John and Wiley & Sons, Incorporation.
- Böhning, D. (1994). A Note on a Test for Poisson Overdispersion. *Biometrika* 81, 418-419.
- Böhning, D. (1998). Zero- Inflated Poisson Models and C.A.MAN: A Tutorial Collection of Evidence. *Biometrical Journal* 40(7), ss.833-843.
- Breslow, N. (1990). Tests of Hypotheses in Overdispersed Poisson Regression and Other Quasi-Likelihood Models. *Journal of American Statistical Association* 85(410), 565-571.

- Cameron, A.C. ve Trivedi, P.K. (1998). *Regression Analysis of Count Data*. New York: Cambridge University Pres.
- Cheung, Y.B. (2002). Zero-Inflated Models for Regression Analysis of Count Data: A Study of Growth and Development. *Statistics in Medicine* 21, 1461-1469.
- Cox, R. (1983). Some Remarks on Overdispersion. *Biometrika* 70, 269-274.
- Dalrymple, M.L., Hudson, I.L. ve Ford, R.P.K. (2003). Finite Mixture, Zero-Inflated Poisson and Hurdle Models with Application to SIDS. *Computational Statistics & Data Analysis* 41, 491-504.
- Hall, D.A. (2000). Zero-Inflated Poisson and Negative Binomial Regression with Random Effects: A Case Study. *Biometrics* 56, 1030-1039.
- Hilbe, J.M. (2007). *Negative Binomial Regression*. Cambridge University Pres, Cambridge CB2, 8RU, UK.
- Kasap, İ. (2004). Effect of Different Apple Cultivars and of Temperatures on Biology and Life Table Parameters of TwoSpotted Spider Mite, Tetranychus Urticae Koch (Acarina: Tetranychidae). *Phytoparasitica* 32(1), 73-82.
- Lambert, D. (1992). Zero-Inflated Poisson Regression, with an Application to Defects in Mnaufacturin. *Technometrics* 34(1), 1-13.
- Lawles, J.F. (1987). Negative Binomial and Mixed Poisson Regression. *The Canadian Journal of Statistics* 15(3), 209-225.
- Long, J.S. and Freese, J. (2006). *Regression Models for Categorical Dependent Variable Using Stata*. A Stata Pres Publication, StataCorp LD Collage Station, Texas, USA.
- Jansakul, N. (2005). Fitting a Zero-inflated Negative Binomial Model via R. *In Proceedings 20th International Workshop on Statistical Modelling*. Sidney, Australia, p. 277-284.
- Martin, S.W., Rose, C.E., Wannemuehler, K.A. ve Plikaytis, B.D. (2006). On the of Zero-inflated and Hurdle Models for Medelling Vaccine Adverse event Count Data. *Journal of Biopharmaceutical Statistics* 16, 463-481.



- Ridout, M., Hinde, J. ve Demetrio, C.G.B. (2001). A Score Test for a Zero-Inflated Poisson Regression Model Against Zero-Inflated Negative Binomial Alternatives. *Biometrics* 57, 219-233.
- SAS. (2007). SAS/Stat. Software. Hagen and Enhanced, USA: SAS, Institute. Incorporation.
- Stokes, M.E., Davis, C.S. ve Koch, G.G. (2000). *Categorical Data Analysis Using the SAS System*. USA; John and Wiley & Sons, Incorporation.
- Yeşilova, A., Kaki, B. ve Kasap, İ. (2007). Sıfır değer ağırlıklı sayıma Dayalı Olarak Elde Edilen Bağımlı Değişkenin Modellenmesinde Kullanılan Regresyon Yöntemleri. *İstatistik Araştırma Dergisi* 5(1), 1-8.
- Ağaoğlu, A. E. (1989). Türkiye’de Banka İşletmelerinin Ekonomik Analizi ve Gelişme Eğilimleri. Yayımlanmamış Doktora Tezi, Ankara.



**Abdullah YEŞİLOVA**, Van’da 1971 yılında doğdu. 1990 yılında girdiği Ankara Üniversitesi Fen Fakültesi İstatistik Bölümü’nden 1995 yılı içinde İstatistikçi olarak mezun oldu. 1996 yılında Yüzüncü Yıl Üniversitesi Ziraat Fakültesi Zootekni Ana Bilim Dalında yüksek lisansa başladı. Yüksek lisans öğrenimini 1998 yılında tamamlayarak aynı yıl doktora öğrenimine başladı. 2003 yılında doktora eğitimini tamamladı. Aynı yıl Biyometri – Genetik Bölümü’nde Yardımcı Doçent olarak göreve başladı.

