

**T.C.
ISPARTA UYGULAMALI BİLİMLER ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ**

**KASAPLIK SIĞIRLARIN DİJİTAL GÖRÜNTÜLERİNİ
KULLANARAK CANLI VE KARKAS AĞIRLIKLARININ
YAPAY SİNİR AĞLARI VE REGRESYON YÖNTEMLERİYLE
TAHMİNİ**

Cihan DOĞAN

**Danışman
Prof. Dr. Yalçın BOZKURT**

**DOKTORA TEZİ
ZOOTEKNİ ANABİLİM DALI
ISPARTA - 2019**



© 2019 [Cihan DOĞAN]

TEZ ONAYI

Cihan DOĞAN tarafından hazırlanan "**Kasaplık Sığırların Dijital Görüntülerini Kullanarak Canlı ve Karkas Ağırlıklarının Yapay Sinir Ağları ve Regresyon Yöntemleriyle Tahmini**" adlı tez çalışması aşağıdaki jüri üyeleri önünde Isparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü **Zootečni Anabilim Dalı**'nda **DOKTORA TEZİ** olarak başarı ile savunulmuştur.

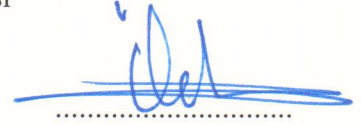
Danışman

Prof. Dr. Yalçın BOZKURT
Isparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi



Jüri Üyesi

Prof. Dr. Özkan ELMAZ
Burdur Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi



Jüri Üyesi

Doç. Dr. Özgür KOŞKAN
Isparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi



Jüri Üyesi

Prof. Dr. Tuncay AYDOĞAN
Isparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi



Jüri Üyesi

Prof. Dr. Mustafa Numan OĞUZ
Burdur Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi



Enstitü Müdürü

Prof. Dr. Yusuf UÇAR

.....

TAAHHÜTNAME

Bu tezin akademik ve etik kurallara uygun olarak yazıldığını ve kullanılan tüm literatür bilgilerinin referans gösterilerek tezde yer aldığını beyan ederim.

Cihan DOĞAN



İÇİNDEKİLER

	Sayfa
İÇİNDEKİLER	i
ÖZET.....	iii
ABSTRACT.....	v
TEŞEKKÜR.....	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	viii
ÇİZELGELER DİZİNİ	xi
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	xiv
1. GİRİŞ	1
2. KAYNAK ÖZETLERİ	3
2.1. Görüntü İşleme Teknikleri	6
2.1.1. Bir görüntünün modellenmesi	7
2.1.2. Gri-düzey skala	7
2.1.3. Histogram.....	7
2.1.3. Eşikleme.....	8
2.2. Yapay Sinir Ağları.....	8
3. MATERYAL VE YÖNTEM	12
3.1. Veri Toplama.....	12
3.2. Verilerin Sınıflandırılması.....	12
3.2.1. Tüm veriler	13
3.2.2. Irk verileri	13
3.3. Dijital Görüntü Öğe Bileşenleri.....	13
3.3.1. Dinlendirme padokları	13
3.3.2. Platform, canlı ve karkas ağırlık tartısı.....	14
3.3.3. Dijital görüntüleme	15
3.3.4. Dijital görüntü işleme ve ölçümler	17
3.3.5. Kameralar.....	21
3.3.6. Bilgisayar	22
3.4. Yapay Sinir Ağları.....	22
3.5. İstatistik Analizler	23
4. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA	28
4.1. Tüm Verilerde Canlı Ağırlık Tahminleri	28
4.1.1. Tüm verilerde dijital vücut parametrelerinden canlı ağırlıkların REGR ile tahmin edilmesi	28
4.1.2. Tüm verilerde dijital vücut parametrelerinden canlı ağırlıkların YSA ile tahmin edilmesi	32
4.2. Tüm Verilerde Sıcak Karkas Ağırlıkları Tahminleri	36
4.2.1. Tüm verilerde dijital karkas parametrelerinden sıcak karkas ağırlıklarının REGR ile tahmin edilmesi	36
4.2.2. Tüm verilerde dijital karkas parametrelerinden sıcak karkas ağırlıklarının YSA ile tahmin edilmesi.....	39
4.3. Irklara Göre Canlı Ağırlık Tahminleri	43
4.3.1. Siyah Alaca ırkı dijital vücut parametrelerinden canlı ağırlıkların REGR ile tahmin edilmesi.....	43
4.3.2. Siyah Alaca ırkı dijital vücut parametrelerinden canlı ağırlıkların YSA ile tahmin edilmesi	46
4.3.3. Esmer ırkı dijital vücut parametrelerinden canlı ağırlıkların REGR ile tahmin edilmesi	50

4.3.4. Esmer ırkı dijital vücut parametrelerinden canlı ağırlıkların YSA ile tahmin edilmesi	53
4.3.5. Simental ırkı dijital vücut parametrelerinden canlı ağırlıkların REGR ile tahmin edilmesi	57
4.3.6. Simental ırkı dijital vücut parametrelerinden canlı ağırlıkların YSA ile tahmin edilmesi	60
4.3.7. Diğer ırkların dijital vücut parametrelerinden canlı ağırlıkların REGR ile tahmin edilmesi	63
4.3.8. Diğer ırkların dijital vücut parametrelerinden canlı ağırlıkların YSA ile tahmin edilmesi	67
4.4. Irklara Göre Sıcak Karkas Ağırlıkları Tahminleri.....	70
4.4.1. Siyah Alaca ırkı dijital karkas parametrelerinden sıcak karkas ağırlıklarının REGR ile tahmin edilmesi.....	70
4.4.2. Siyah Alaca ırkı dijital karkas parametrelerinden sıcak karkas ağırlıklarının YSA ile tahmin edilmesi.....	73
4.4.3. Esmer ırkı dijital karkas parametrelerinden sıcak karkas ağırlıklarının REGR ile tahmin edilmesi.....	76
4.4.4. Esmer ırkı dijital karkas parametrelerinden sıcak karkas ağırlıklarının YSA ile tahmin edilmesi	78
4.4.5. Simental ırkı dijital karkas parametrelerinden sıcak karkas ağırlıklarının REGR ile tahmin edilmesi.....	82
4.4.6. Simental ırkı dijital karkas parametrelerinden sıcak karkas ağırlıklarının YSA ile tahmin edilmesi.....	84
4.4.7. Diğer ırkların dijital karkas parametrelerinden sıcak karkas ağırlıklarının REGR ile tahmin edilmesi.....	87
4.4.8. Diğer ırkların dijital karkas parametrelerinden sıcak karkas ağırlıklarının YSA ile tahmin edilmesi.....	89
4.5. Genel Değerlendirme.....	93
4.5.1. Tahmini canlı ağırlıklar genel değerlendirme.....	93
4.5.2. Tahmini karkas ağırlıkları genel değerlendirme.....	95
5. SONUÇ VE ÖNERİLER	99
KAYNAKLAR	102
EKLER.....	107
EK A. YSA yapısında kullanılan ağırlık ve eşik değerleri.....	107
ÖZGEÇMİŞ	110

ÖZET

Doktora Tezi

KASAPLIK SIĞIRLARIN DİJİTAL GÖRÜNTÜLERİNİ KULLANARAK CANLI VE KARKAS AĞIRLIKLARININ YAPAY SİNİR AĞLARI VE REGRESYON YÖNTEMLERİYLE TAHMİNİ

Cihan DOĞAN

Isparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Zootekni Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Yalçın BOZKURT

Bilgisayar ve internet teknolojileri farklı sektörlerde yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu kapsamda özellikle Dijital Görüntü İşleme (Digital Image Processing) yöntemlerinin kullanım alanlarının her geçen gün hızla arttığı gözlenmektedir. Bitkisel ve hayvansal üretimde otomatik ürün tanımlama, sınıflandırma, verilerin elde edilmesi ve yorumlanması gibi pek çok aşamada dijital görüntü analizi ve işleme yöntemlerinden yararlanılmaktadır.

Son yıllarda Yapay Sinir Ağları (YSA) yöntemi, geleneksel programlama yöntemleri ile gerçekleştirilmesi zor veya mümkün olmayan problemlerin çözümünde, analiz edilmesinde ve değişkenlerin tahmin edilmesinde oldukça başarılı bir şekilde kullanılmaktadır. YSA, hayvancılığın besleme ve yetiştirme gibi değişik alanlarında uygulanabilmekte ve pratiğe aktarılabilmesi üzerine bilimsel araştırmalara, yeni boyutlar açmaya hala devam etmektedir.

Bu tez kapsamında; büyükbaş hayvanların Dijital Görüntü Analizi ile ölçülen dijital parametrelerinden kesim öncesi canlı ağırlık (CA)'ları ile sıcak karkas ağırlıkları (SKA), YSA ve Regresyon (REGR) yöntemleriyle tahmin edilmiş ve tahmin modelleri oluşturulmuştur.

Bu araştırmada elde edilen veriler, kesimhaneye getirilen büyükbaş hayvanlara ait olup toplam 3433 hayvan değerlendirmeye alınmıştır. Bu hayvanların 2472 adedini Siyah Alaca, 79 adedini Esmer (Montofon), 488 adedini Simental ve 394 adedini de diğer ırklar oluşturmaktadır.

Dijital görüntülerden CA'ların tahmin edilmesinde dijital vücut uzunluğu (DJVU), dijital cidago yüksekliği (DJCDG), dijital beden derinliği (DJBD) ve dijital sağrı genişliği (DJSG). Dijital görüntülerden SKA'larının tahmin edilmesinde ise dijital karkas uzunluğu (DJKU) ve dijital karkas genişliği (DJKG) parametreleri kullanılmıştır.

Bu çalışmada "tüm veriler" ve "ırklar" olarak tasnif edilen verilerin ayrı ayrı analizi sonucunda dijital görüntülerden elde edilen dijital vücut parametreleri ile CA'lar arasında en yüksek korelasyon katsayısı DJVU parametresinde, dijital karkas

parametreleri ile SKA'lar arasında en yüksek korelasyon katsayısı ise DJKU parametresinde bulunmuştur.

Tüm verilerde CA tahminlerinin REGR ve YSA yöntemleriyle DJVU ve DJSJG parametrelerinin kullanıldığı iki değişkenli modelde determinasyon katsayısı sırasıyla ($R^2=0,88,1$ ve $0,94,3$), tek değişkenli modellerde ise DJVU'nun kullanıldığı modellerde en yüksek determinasyon katsayıları sırasıyla ($R^2=0,82,0$ ve $0,90,8$) olarak bulunmuştur. Irklar bazında CA tahminlerinde REGR yöntemiyle DJVU ve DJSJG'nin kullanıldığı modellerde en yüksek determinasyon katsayısı ($R^2=0,93,0$) Simental ırkında, YSA yönteminde ise en yüksek determinasyon katsayısı ($R^2=0,97,8$) Esmer ırkında bulunmuştur.

Tüm verilerde SKA tahminlerinde REGR ve YSA yöntemleriyle DJKU ve DJKG parametrelerinin kullanıldığı iki değişkenli modellerde determinasyon katsayısı sırasıyla $R^2=0,75,3$ ve $0,88,5$ olarak bulunmuştur. Irklar bazında SKA tahminlerinde, REGR ve YSA yöntemleriyle DJKU ve DJKG'nin kullanıldığı modellerde ise en yüksek determinasyon katsayısı sırasıyla $R^2=0,84,4$ ve $0,93,4$ ile Esmer ırkında bulunmuştur.

Tüm veriler ve ırklar bazında, gözlenen CA'lar ve SKA'ları ile REGR ve YSA yöntemleriyle elde edilen tahmini ağırlıklar arasındaki fark istatistiki olarak önemli bulunmamıştır ($P > 0,05$). Bu tez çalışması ile yetiştiriciliği daha yaygın olarak yapılan her bir ırk için ayrı ayrı modeller elde edilmiştir. Irkların kendine özgü modelleri bağımsız veri setleriyle denenip tahminlerinin doğruluk seviyeleri araştırılarak geliştirilmelidir. Ayrıca her bir ırka ait CA ve SKA tahmin modellerinin kullanımı yetiştiricilikle ilgili sektörler için fayda sağlayacağı düşünülmektedir.

Anahtar Kelimeler: Dijital görüntü, Canlı ağırlık, Sıcak karkas ağırlığı, Yapay sinir ağları, Regresyon.

2019, 113 sayfa

ABSTRACT

Ph.D. Thesis

PREDICTION OF LIVEWEIGHT AND CARCASS OF SLAUGHTERING CATTLE BY DIGITAL IMAGES, USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND REGRESSION METHODS

Cihan DOĞAN

**Isparta University of Applied Sciences
The Institute for Graduate Education
Department of Animal Science**

Supervisor: Prof. Dr. Yalçın BOZKURT

Computer and internet technologies are widely used in different sectors. In this context, it is observed that the use of Digital Image Processing methods has increased rapidly all the time. Digital Image Analysis and Processing methods are used in many stages such as automatic product identification, classification, data acquisition and interpretation in plant and animal production.

Recent years, the Artificial Neural Networks (ANN) method has been used very successfully in the solution, analysis of the problems and estimation of variables which are difficult or impossible to be realized by traditional programming methods. ANN can be applied in various fields such as feeding and breeding of livestock and it is still continuing to open new dimensions to scientific researches on applying into practice.

In this thesis; the pre-slaughter live weight (LW) and hot carcass weight (HCW) of beef cattle were estimated by digital body measurements using ANN and Regression (REGR) methods and prediction models were developed.

The data obtained in this study belong to the cattle with a total of 3433 numbers brought to the slaughterhouse were used. These animals were composed of 2472 Holstein, 79 Brown Swiss, 488 Simmental and 394 Other breeds.

Digital body length (DJBL), digital wither height (DJWH), digital body depth (DJBD) and digital hip width (DJHW) were used for estimating LWs from digital images. Similarly digital carcass length (DJCL) and digital carcass width (DJCW) parameters were used for estimating HCWs.

In this study, the highest correlation coefficient among the LWs with the digital body parameters was found in DJBL parameter in the data classified as “All data” and “Breeds”, while the highest correlation coefficient between the digital carcass parameters and the HCWs was found to be DJCL parameter.

In LW estimations of “All data”, the coefficient of determination in the two-variable model using the DJBL and DJHW parameters with REGR and ANN methods, $R^2 =$

88.1 and 94.3% respectively, and the highest R^2 values in models with one-variable in ANN and REGR for DJBL parameter were $R^2 = 82.0$ and 90.8 % respectively. When we look at the LW estimations in terms of breeds, the highest coefficient of determination $R^2 = 93.0$ % was found in Simental breed by REGR method and the highest coefficient of determination $R^2 = 97.8\%$ was found in Brown Swiss breed by ANN models consisting of DJBL and DJHW as parameters.

In HCW estimation of “All data”, the coefficient of determination was found to be 75.3 and 88.5 % respectively, in the models with two-variables containing DJCL and DJCW parameters by REGR and ANN methods. When we look at the HCW estimations on the basis of “Breeds”, the highest coefficient of determination by REGR and ANN methods was found in Brown Swiss breed with 84.4 and 93.4 % respectively in the models containing DJCL and DJCW as two parameters.

On the basis of “All data” and “Breeds”, the difference between the observed LWs and HCWs and the estimated weights obtained by REGR and ANN methods using digital images were not statistically significant ($P > 0.05$). In this thesis, different models for each breed were obtained which are commonly grown for beef production. The specific models obtained for the breeds should be tested with independent data sets and improved by investigating the accuracy levels of models. In addition, the use of the LW and HCW prediction models for each breed is considered to be beneficial for the sectors related to beef production.

Keywords: Digital Image, Live weight, Hot carcass weight, Artificial neural network, Regression

2019, 113 pages

TEŞEKKÜR

Doktora tez çalışmam boyunca konunun seçiminden sonuçlandırılmasına kadar hiçbir zaman desteğini eksik etmeyen ve her türlü yardımı gösteren aynı zamanda yürütücüsü olduğu TÜBİTAK 114O778 nolu proje verilerinin bir kısmını paylaşımından dolayı Isparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi, Tarım Bilimleri ve Teknolojileri Fakültesi öğretim üyesi değerli danışman hocam Prof. Dr. Yalçın BOZKURT'a,

Kesimhanede görüntülerin ve canlı ağırlıkların alındığı ekipmanlara 144O778 nolu projeye mali destek olan TÜBİTAK'a

4791-D2-16 No' lu Proje ile tezimi maddi olarak destekleyen Süleyman Demirel Üniversitesi, Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinasyon Birimi Başkanlığı'na,

Kesimhane çalışmalarım süresince yardımlarını esirgemeyen Gülköy Et Entegre Tesisleri yönetim kurulu başkanı Ahmet ESKİ ve kesimhane çalışanlarına,

Çalışmamın Yapay Sinir Ağları analizlerinde yardımcı olan Isparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği öğretim üyesi Prof. Dr. Tuncay AYDOĞAN'a,

Isparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi, Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu Öğretim Görevlisi Muzaffer TATLI'ya,

Kesimhane verilerini almamda yardımcı olan 2017-2018 dönemi Zootekni bölümü öğrencilerine,

Lisans, Yüksek lisans ve Doktora öğrenimim boyunca maddi ve manevi desteklerini esirgemeyip sabır gösteren değerli aileme, annem Fatıma DOĞAN ve babam Şevket DOĞAN' a çok teşekkür ediyorum.

Cihan DOĞAN
ISPARTA, 2019

ŞEKİLLER DİZİNİ

	Sayfa
Şekil 2.1. Sinir ağlarının nörofiziksel yapısı	10
Şekil 2.2. Yapay sinir ağı katmanları	10
Şekil 3.1. Padokların görüntüsü	14
Şekil 3.2. Canlı ağırlığın alındığı tartı başlığı ve platformu	14
Şekil 3.3. Karkas tartısı (a) ve dijital tartı göstergesi (b)	15
Şekil 3.4. Canlı hayvanın yan görüntüsü	15
Şekil 3.5. Canlı hayvanın üst görüntüsü	16
Şekil 3.6. Yarım karkas dış yüzey görüntüsü	17
Şekil 3.7. Kullanılan referans kartları	18
Şekil 3.8. Dijital görüntülerin ölçüm programına alınması	18
Şekil 3.9. Canlı hayvanın dijital yan görüntü kalibrasyonunun yapılması	18
Şekil 3.10. Canlı hayvanın DJVU görüntüsü ve DJVU'nun ölçülendirilmesi	19
Şekil 3.11. Canlı hayvanın DJCDG görüntüsü ve DJCDG'nin ölçülendirilmesi	19
Şekil 3.12. Canlı hayvanın DJBD görüntüsü ve DJBD'nin ölçülendirilmesi	19
Şekil 3.13. Canlı hayvanın dijital üst görüntü kalibrasyonunun yapılması	20
Şekil 3.14. Canlı hayvanın DJSG görüntüsü ve DJSG'nin ölçülendirilmesi	20
Şekil 3.15. Dijital karkas görüntü kalibrasyonunun yapılması	20
Şekil 3.16. Karkas DJKU görüntüsü ve DJKU'nun ölçülendirilmesi	21
Şekil 3.17. Karkas DJKG görüntüsü ve DJKG'nin ölçülendirilmesi	21
Şekil 3.18. Kullanılan kameralar	22
Şekil 3.19. Dizüstü bilgisayar	22
Şekil 3.20. Dört girişli dijital vücut parametrelerinin kullanıldığı sinir ağı yapısı	23
Şekil 3.21. İki girişli dijital karkas parametresinin kullanıldığı sinir ağı yapısı	23
Şekil 4.1. Tüm verilerde gözlenen CA'lar ile DJVU ve DJSG parametrelerini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	30
Şekil 4.2. Tüm verilerde gözlenen CA'lar ile DJVU parametresini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	30
Şekil 4.3. Tüm verilerde dijital vücut parametrelerinin kullanıldığı ağ performans grafiği	33
Şekil 4.4. Tüm verilerde gözlenen CA'lar ile DJVU ve DJSG parametrelerini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	34
Şekil 4.5. Tüm verilerde gözlenen CA'lar ile DJVU parametresini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	34
Şekil 4.6. Tüm verilerde gözlenen SKA'lar ile DJKU ve DJKG parametrelerini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	37
Şekil 4.7. Tüm verilerde gözlenen SKA'lar ile DJKU parametresini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	38
Şekil 4.8. Tüm verilerde dijital karkas parametrelerinin kullanıldığı ağ performans grafiği	40
Şekil 4.9. Tüm verilerde gözlenen SKA'lar ile DJKU ve DJKG parametrelerini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	41
Şekil 4.10. Tüm verilerde gözlenen SKA'lar ile DJKU parametresini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	41

Şekil 4.11. Siyah Alaca ırkı gözlenen CA'lar ile DJVU ve DJSJG parametrelerini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması.....	44
Şekil 4.12. Siyah Alaca ırkı gözlenen CA'lar ile DJVU parametresini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	45
Şekil 4.13. Siyah Alaca ırkı dijital vücut parametrelerinin kullanıldığı ağ performans grafiği	47
Şekil 4.14. Siyah Alaca ırkı gözlenen CA'lar ile DJVU ve DJSJG parametrelerini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması.....	48
Şekil 4.15. Siyah Alaca ırkı gözlenen CA'lar ile DJVU parametresini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması.....	48
Şekil 4.16. Esmer ırkı gözlenen CA'lar ile DJVU ve DJSJG parametrelerini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	51
Şekil 4.17. Esmer ırkı gözlenen CA'lar ile DJVU parametresini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması.....	51
Şekil 4.18. Esmer ırkı dijital vücut parametrelerinin kullanıldığı ağ performans grafiği	54
Şekil 4.19. Esmer ırkı gözlenen CA'lar ile DJVU ve DJSJG parametrelerini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	55
Şekil 4.20. Esmer ırkı gözlenen CA'lar ile DJVU parametresini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması.....	55
Şekil 4.21. Simental ırkı gözlenen CA'lar ile DJVU ve DJSJG parametrelerini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	58
Şekil 4.22. Simental ırkı gözlenen CA'lar ile DJVU parametresini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	58
Şekil 4.23. Simental ırkı dijital vücut parametrelerinin kullanıldığı ağ performans grafiği	61
Şekil 4.24. Simental ırkı gözlenen CA'lar ile DJVU ve DJSJG parametrelerini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	61
Şekil 4.25. Simental ırkı gözlenen CA'lar ile DJVU parametresini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması.....	62
Şekil 4.26. Diğer ırkların gözlenen CA'lar ile DJVU ve DJSJG parametrelerini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	65
Şekil 4.27. Diğer ırkların gözlenen CA'lar ile DJVU parametresini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	65
Şekil 4.28. Diğer ırkların dijital vücut parametrelerinin kullanıldığı ağ performans grafiği	68
Şekil 4.29. Diğer ırkların gözlenen CA'lar ile DJVU ve DJSJG parametrelerini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	68
Şekil 4.30. Diğer ırkların gözlenen CA'lar ile DJVU parametresini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması.....	69

Şekil 4.31. Siyah Alaca ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKU ve DJKG parametrelerini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması.....	71
Şekil 4.32 Siyah Alaca ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKG parametresini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	71
Şekil 4.33. Siyah Alaca ırkı dijital karkas parametrelerinin kullanıldığı ağ performans grafiği	73
Şekil 4.34. Siyah Alaca ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKU ve DJKG parametrelerini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması.....	74
Şekil 4.35. Siyah Alaca ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKG parametresini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması.....	74
Şekil 4.36. Esmer ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKU ve DJKG parametrelerini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	77
Şekil 4.37. Esmer ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKU parametresini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması.....	77
Şekil 4.38. Esmer ırkı dijital karkas parametrelerinin kullanıldığı ağ performans grafiği	79
Şekil 4.39. Esmer ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKU ve DJKG parametrelerini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	80
Şekil 4.40. Esmer ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKU parametresini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması.....	80
Şekil 4.41. Simental ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKU ve DJKG parametrelerini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	82
Şekil 4.42. Simental ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKU parametresini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	83
Şekil 4.43. Simental ırkı dijital karkas parametrelerinin kullanıldığı ağ performans grafiği	85
Şekil 4.44. Simental ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKU ve DJKG parametrelerini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	85
Şekil 4.45. Simental ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKU parametresini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması.....	86
Şekil 4.46. Diğer ırkların gözlenen SKA'lar ile DJKU ve DJKG parametrelerini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması.....	88
Şekil 4.47. Diğer ırkların gözlenen SKA'lar ile DJKU parametresini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması	88
Şekil 4.48. Diğer ırkların dijital karkas parametrelerinin kullanıldığı ağ performans grafiği	90
Şekil 4.49. Diğer ırkların gözlenen SKA'lar ile DJKU parametresini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması.....	91
Şekil 4.50. Diğer ırkların gözlenen SKA'lar ile DJKU parametresinden YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması.....	91

ÇİZELGELER DİZİNİ

	Sayfa
Çizelge 3.1. YSA yönteminde CA'ların tahmin edilmesinde kullanılan ağırlık ve eşik değerleri	26
Çizelge 3.2. YSA yönteminde SKA'ların tahmin edilmesinde kullanılan ağırlık ve eşik değerleri	27
Çizelge 4.1. Tüm verilerde canlı ağırlıkların tahminine ilişkin çok ve tek değişkenli REGR modelleri	28
Çizelge 4.2. Tüm verilerde dijital vücut parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri	31
Çizelge 4.3. Tüm verilerde CA ve dijital vücut parametrelerinin ilişkileri	31
Çizelge 4.4. Tüm verilerde canlı ağırlıkların tahminine ilişkin çok ve tek girişli YSA değerleri	32
Çizelge 4.5. Tüm verilerde her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi	35
Çizelge 4.6. Tüm verilerde her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri.....	35
Çizelge 4.7. Tüm verilerde sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin iki ve tek değişkenli REGR modelleri	36
Çizelge 4.8. Tüm verilerde dijital karkas parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri	38
Çizelge 4.9. Tüm verilerde SKA ve dijital karkas parametrelerinin ilişkileri	39
Çizelge 4.10. Tüm verilerde sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin iki ve tek girişli YSA değerleri	40
Çizelge 4.11. Tüm verilerde her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi	42
Çizelge 4.12. Tüm verilerde her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri.....	42
Çizelge 4.13. Siyah Alaca ırkı canlı ağırlıkların tahminine ilişkin çok ve tek değişkenli REGR modelleri	43
Çizelge 4.14. Siyah Alaca ırkı dijital vücut parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri	45
Çizelge 4.15. Siyah Alaca ırkı CA ve dijital vücut parametrelerinin ilişkileri	46
Çizelge 4.16. Siyah Alaca ırkı canlı ağırlıkların tahminine ilişkin çok ve tek girişli YSA değerleri	47
Çizelge 4.17. Siyah Alaca ırkı her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi	49
Çizelge 4.18. Siyah Alaca ırkı her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri.....	49
Çizelge 4.19. Esmer ırkı canlı ağırlıkların tahminine ilişkin çok ve tek değişkenli REGR modelleri	50
Çizelge 4.20. Esmer ırkı dijital vücut parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri	52
Çizelge 4.21. Esmer ırkı CA ve dijital vücut parametrelerinin ilişkileri	53
Çizelge 4.22. Esmer ırkı canlı ağırlıkların tahminine ilişkin çok ve tek girişli YSA değerleri	54
Çizelge 4.23. Esmer ırkı her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi.....	56

Çizelge 4.24. Esmer ırkı her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri.....	56
Çizelge 4.25. Simental ırkı canlı ağırlıkların tahminine ilişkin çok ve tek değişkenli REGR modelleri	57
Çizelge 4.26. Simental ırkı dijital vücut parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri	59
Çizelge 4.27. Simental ırkı CA ve dijital vücut parametrelerinin ilişkileri	59
Çizelge 4.28. Simental ırkı canlı ağırlıkların tahminine ilişkin çok ve tek girişli YSA değerleri	60
Çizelge 4.29. Simental ırkı her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi	62
Çizelge 4.30. Simental ırkı her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri.....	63
Çizelge 4.31. Diğer ırkların canlı ağırlıklarının tahminine ilişkin çok ve tek değişkenli REGR modelleri	64
Çizelge 4.32. Diğer ırkların dijital vücut parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri	66
Çizelge 4.33. Diğer ırkların CA ve dijital vücut parametrelerinin ilişkileri	66
Çizelge 4.34. Diğer ırkların canlı ağırlıklarının tahminine ilişkin çok ve tek girişli YSA değerleri	67
Çizelge 4.35. Diğer ırkların her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi	69
Çizelge 4.36. Diğer ırkların her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerlerinin karşılaştırılması	70
Çizelge 4.37. Siyah Alaca ırkı sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin iki ve tek değişkenli REGR modelleri	71
Çizelge 4.38. Siyah Alaca ırkı dijital karkas parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri	72
Çizelge 4.39. Siyah Alaca ırkı SKA ve dijital karkas parametrelerinin ilişkileri	72
Çizelge 4.40. Siyah Alaca ırkı sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin iki ve tek girişli YSA değerleri	73
Çizelge 4.41. Siyah Alaca ırkı her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi	75
Çizelge 4.42. Siyah Alaca ırkı her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri.....	76
Çizelge 4.43. Esmer ırkı sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin iki ve tek değişkenli REGR modelleri	76
Çizelge 4.44. Esmer ırkı dijital karkas parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri	78
Çizelge 4.45. Esmer ırkı SKA ve dijital karkas parametrelerinin ilişkileri	78
Çizelge 4.46. Esmer ırkı sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin iki ve tek girişli YSA değerleri	79
Çizelge 4.47. Esmer ırkı her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi	81
Çizelge 4.48. Esmer ırkı her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri.....	81
Çizelge 4.49. Simental ırkı sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin iki ve tek değişkenli REGR modelleri	82
Çizelge 4.50. Simental ırkı dijital karkas parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri	83

Çizelge 4.51. Simental ırkı SKA ve dijital karkas parametrelerinin ilişkileri	84
Çizelge 4.52. Simental ırkı sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin iki ve tek girişli YSA değerleri	84
Çizelge 4.53. Simental ırkı her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi	86
Çizelge 4.54. Simental ırkı her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri.....	87
Çizelge 4.55. Diğer ırkların sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin iki ve tek değişkenli REGR modelleri	87
Çizelge 4.56. Diğer ırkların dijital karkas parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri	89
Çizelge 4.57. Diğer ırkların SKA ve dijital karkas parametrelerinin ilişkileri	89
Çizelge 4.58. Diğer ırkların sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin iki ve tek girişli YSA değerleri	90
Çizelge 4.59. Diğer ırkların her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi	92
Çizelge 4.60. Diğer ırkların her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri.....	92
Çizelge 4.61. Canlı ağırlıkların tahminine ilişkin çok ve tek değişkenli REGR ve YSA modelleri	93
Çizelge 4.62. CA ve dijital vücut parametrelerinin ilişkileri	94
Çizelge 4.63. Gözlenen CA'lar ile tahmini CA'lar arasındaki grup içi korelasyon katsayıları	95
Çizelge 4.64. Sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin çok ve tek değişkenli REGR ve YSA modelleri.....	96
Çizelge 4.65. SKA ve dijital karkas parametrelerinin ilişkileri	97
Çizelge 4.66. Gözlenen SKA'lar ile tahmini SKA'lar arasındaki grup içi korelasyon katsayıları	97

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

CA	Canlı Ağırlık
DJBD	Dijital Beden Derinliği
DJCDG	Dijital Cidago yüksekliği
DJKG	Dijital Karkas Genişliği
DJKU	Dijital Karkas Uzunluğu
DJSG	Dijital Sağrı Genişliği
DJVU	Dijital Vücut Uzunluğu
JPG	Joint Photographic Experts Group
MSPE	Mean Square Prediction Error
REGR	Regresyon analizi
SKA	Sıcak Karkas Ağırlığı
TÜBİTAK	Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu
YSA	Yapay Sinir Ağları



1. GİRİŞ

Son yıllarda bilgisayar ve internet teknolojilerinin hızla gelişmesi ve paralelinde donanım ve yazılımların sağladığı pek çok kolaylıklar nedeniyle tüm sektörlerde yaygın bir şekilde kullanılır hale gelmiştir. Bu kapsamda özellikle Sayısal Görüntü İşleme (Digital Image Processing) yöntemleri de oldukça yeni sayılabilen kullanım alanları bulmaya başlamıştır. Bilgisayar, matematik, fizik ve istatistik gibi bilim disiplinlerinden yararlanan dijital görüntü analizi ve işleme yöntemi tarım, orman, mühendislik ve tıp gibi birçok alanda uygulanabilir niteliktedir. Kamera görüntülerinden uzunluk, alan ve açı gibi bazı uzaysal ölçülerin, bilgisayar ortamında dijital görüntü analizi ile elde edilmesi mümkündür. Dolayısıyla bitkisel ve hayvansal üretimde otomatik ürün tanımlama, sınıflandırma, verilerin elde edilmesi ve yorumlanması gibi pek çok aşamada dijital görüntü analizi ve işleme yöntemlerinden yararlanılmaktadır.

Günümüzde, bilgi tasnifleme ve yorumlamasının da içinde bulunduğu çok farklı problemlerin çözümünde kullanılan Yapay sinir ağlarına ilişkin modelleme çalışmalarının büyük bir hız kazandığı görülmektedir. Yapay sinir ağlarının çalışma prensibi insan beyninin çalışma şekline benzediğinden yapay zeka çalışmaları içinde önemli bir yer oluşturmaktadır. Yapay sinir ağları metodolojisi “Evrensel Fonksiyon Yakınsayıcıları” yöntemini kapsamakta olup kullanılan verilerden öğrenebilme, genelleme çıkarımı yapabilme, sınırsız sayıda değişkenle çalışabilme özelliklerine sahiptir. Bu özellikleri sayesinde bilim dünyasında oldukça önemli avantajlar sağlamaktadır.

Yapay sinir ağları ile ilgili çok sayıda çalışma yapılmış olmasına rağmen, ağ optimizasyonunun genellikle göz ardı edildiği ya da sınırlı sayıda ağın denendiği gözlenmiştir. Keza, son yıllarda hayvancılıkla ilgili modelleme çalışmalarında kullanıldığı belirlenmiştir.

YSA yöntemi, geleneksel programlama yöntemleri ile gerçekleştirilmesi zor veya mümkün olmayan problemlerin çözümünde ve değişkenlerin tahmin edilmesinde oldukça başarılı bir şekilde kullanılmaktadır.

Ağ performansını etkileyen pek çok parametrenin bulunması, doğal olarak bu parametrelerin tamamının denenmesini sınırlandırmaktadır. Bilgisayar teknolojisi aracılığı ile en fazla düzeyde ağ parametresi denenebilmiştir. Dolayısıyla elde edilmiş olan veriler kullanılarak hayvanların kesim öncesi canlı ağırlıkları ve kesim sonrası karkas ağırlıklarının tahmin edilmesini sağlayan tahmin modellerinin geliştirilmesi mümkün olmuştur.

Bu çalışmada kesim öncesi canlı hayvanlardan elde edilen DJVU, DJCDG, DJBD ve DJSG ölçülerinden canlı ağırlıkların tahmin modelleri ile tahmin edilmesinin yanı sıra, kesim sonrası karkaslardan elde edilen DJKU ve DJKG ölçülerinden de tahmin modelleri ile karkas ağırlıklarının YSA ve REGR yöntemleriyle tahmin edilmesi araştırılmıştır.

2. KAYNAK ÖZETLERİ

Tarım sektöründeki gelişmelerin öncelikli olduğu ülkelerde asıl amaç olan verimliliğin artırılması beraberinde mevcut üretim potansiyelinin de etkin bir şekilde kullanılmasını zorunlu hale getirmiştir. Günümüzde hızla gelişen bilgisayar teknolojisi her alanda olduğu gibi tarım sektöründe de yeni boyutların açılmasını sağlamış, hem tarımsal enformasyon akışını hızlandırmış hem de süratli bilgi transferini kolaylaştırmıştır (Bozkurt, 1991).

Tıp, veteriner, ziraat, mühendislik, matematik, fen, sosyal bilimler, ekonomi v.b. alanlarda regresyon analizi kullanımı çok yaygındır. Regresyon analizi iki ya da daha fazla bağımsız değişken ile bağımlı değişkenin arasındaki ilişkiyi ifade etmektedir. Özellikle tahminler ve istatistik kurumlarında ileriye yönelik verim tahminleri yapmak amacıyla yararlanılmaktadır. Hayvancılık alanında ise süt ve et üretim tahminlerinin yanı sıra besi performanslarının tahmin edilmesinde kullanılmaktadır.

Holstein ırkı düvelerde vücut ölçümleri kullanılarak canlı ağırlıkların tahmin edilmesinde regresyon denklemleri kullanılmıştır. Bu denklemlerden canlı ağırlığın tahmin edilebileceğini göstermişlerdir. (Heinrichs vd., 1992)

Özkaya (2006) besi hayvanlarında dijital görüntü analizi ile elde edilen vücut ölçülerinden canlı ağırlık ve karkas ölçülerinden de karkas ağırlıklarının tahmin edilmesinde regresyon modelleri oluşturmuştur.

Bozkurt vd. (2007) besi sığırlarında dijital görüntü analizi kullanarak elde edilen vücut ölçülerinden regresyon yöntemiyle canlı ağırlık tahmin modelleri oluşturmuşlar ve tek değişkenli regresyon modellerinde vücut uzunluğunun diğer ölçülerden daha yüksek R^2 değeri verdiğini göstermişlerdir.

Bozkurt vd. (2008) geleneksel ve dijital görüntü analizi yöntemlerini kullanarak regresyon modelleri elde etmişler ve sığır karkaslarında göz kası alanının ve et renginin, et kalitesini belirlemede kriter olarak kullanılabileceğini bildirmişlerdir.

Bilgisayarda görüntü işleme, görüntüler üzerinden elde edilen bilgilerin teorik ve algoritmik olarak görüntünün çıkarılıp incelenmesini sağlayan bir bilim dalı olup, görüntü üzerindeki objelerle, nesnenin konumu ve boyutlarıyla ilgili kavramları içerir (Baxes, 1994). Dijital görüntülerde ise normal fotografik görüntü ilk olarak kendine özgü parlaklık değerlikleri olan noktalara ayrılmalıdır. Görüntünün dijitalleştirilmesi, kameraya düşen görüntünün optik-elektrik düzeneği ile elektriksel sinyallere çevrilmesi işlemini kapsar (Yaman vd., 2001). Bu işlemler görüntünün elde edilmesi ile başlar ve farklı tekniklerin kullanılması ile devam eden proseslerdir. Ayrıca bu işlemler içerisinde matematik ve bilgisayar bilimini içermekte olup; medikal teknoloji, tasarım, elektronik, mimari, imalat, güvenlik, makine, jeodezi gibi farklı disiplinlerde kullanılmaktadır (Jahne, 2005).

Ayrıca iki farklı dijital görüntü arasında cebirsel işlemler yapma fırsatları da yaratmaktadır. Örnek olarak bir çıkarma işleminin yapılmasında objelerin bulunduğu bir yere ait görüntüden, boş bir alana ait görüntünün çıkarılmasında nesnelerin görüntüsü alınır ki, belirli zaman dilimlerinde bu şekilde objelerin görüntülerinin alınması ve yorumlanması, davranış bilimlerinde kullanılabilir. Özellikle uzunluk ve alan belirlemeleri işlemleri arka plan (back ground) ile üzerinde çalışılan obje arasında yeterli kontrast varsa hem otomatik olarak uygulanabileceği gibi hemde manuel olarak da uygulanabilir. İşleme tabi tutulmamış dijital görüntülerde alan ve uzunluk gibi ölçümler piksel cinsinden belirlenebilir. Bu ölçümlerin metrik sisteme dönüştürülmeleri için, görüntü üzerinde bulunan ve metrik sistem karşılıkları bilinen referans noktalarının yazılım vasıtasıyla tanımlanmaları gerekir (Aktan, 2004), bu da uzaysal ayarlama ya da Spatial ayarlama olarak tanımlanır (Baxes, 1994).

Dijital görüntü işleme farklı alanlarda uygulanabildiği gibi gıda teknolojisinde de kullanılabilir. İşleme yöntemi etkili ve uygulanabilirliği kolay olması nedeniyle gıda sektöründe de araştırma konusu olarak ilgi çekmektedir. Kılınç vd. (2006) tarafından görüntü işleme tekniği kullanılarak laboratuvar ortamında seçilen gıda örneklerinin boyutsal vasıflarının belirlenmesi, örneklerin kalite ve renksel sınıfa göre tasnif edilmesi, jel analizlerinin ve proteinlerin mikroskop görüntülerinin incelenmesi üzerine çalışmışlar yapmışlardır. Ayrıca gıdalarda ısı iletkenliğinin tahminlenmesi, meyve, sebze ve kuruyemişlerin dış görünüş özelliklerine göre sınıflandırılmasında kullanılan görüntü işleme uygulamalarında MATLAB gibi yazılım programlarının

fonksiyonelliği vurgulanmıştır (Sofu vd., 2006). Işık ve Güler (2003) yaptıkları çalışmada elmaların önden, arkadan ve yandan alınan 3 farklı görüntüsü ile yapılan görüntü işleme sonunda elde edilen görüntü alanları toplanarak elmalarda toplam genel alanı hesaplamışlardır. Ying-dong vd. (2006) ve Wu ve Yang (2009) etiketleme işlemleri için akıllı-etiket sistemini, Çelik ve Oral, 2003 ve Yağımlı ve Varol, 2009 kameradan gelen hareketli görüntülerde hedefleri tanıyabilen renk seviyesine ve piksellere dayalı bir sistem geliştirmişlerdir (Çelik ve Oral, 2003; Yağımlı ve Varol, 2009).

Görüntü analizi yöntemi 1990'lı yılların başlarında kanatlı ve büyükbaş hayvan sektöründe et kalitesi ile ilgili araştırmalarda kullanılmaya başlanmıştır (McDonald ve Chen, 1990; Daley ve Babbitt, 1991). Gardner vd. (1997) görüntü analizini 240 adet sığır karkasında 12. kaburga göz kası (*longissimus dorsi*) kesitinin değerlendirilmesinde kullanarak, dijital görüntü analizi ile belirlenen kriterlerin karkas kalitesini ortaya koymada faydalı olabileceğini göstermişlerdir ($R^2=0.57$). Shackelford vd. (1998) et de gevreklik sınıflandırması için karkasın göz kası alanı ve kesim ağırlıklarının doğruluğunun tahmin edilmesinde kullanılan göz kasının enine kesitinin görüntü analizlerinde kullanılıp kullanılmayacağı üzerine bir çalışma yürütmüşler ve görüntü yöntemlerinin sığır karkas özelliklerinin gevreklik ve göz kası alanının tahmininde kullanılabileceğini bildirmişlerdir ($R^2=0.88$). Dasiewicz vd. (2003) bazı sığır ırklarının et kalite özelliklerinin hesaplanmasında dijital görüntü analizinin kullanılması üzerine bir çalışma yürütmüşler, mermerleşme yüzdesi ve R, G, B (Kırmızı, Yeşil, Mavi) renk değerleri arasında önemli ilişkiler elde etmişler, dijital görüntü analizinin etin kimyasal kompozisyonu, gevrekliği ve kalitesinin hesaplanması için uygun ve hızlı bir metot olarak kullanılabileceğini bildirmişlerdir.

Bozkurt vd. (2009) dijital görüntü analizinin geleneksel yöntemlere (planimetre ve renk ölçerler) kıyasla daha iyi sonuçlar verdiğini bulmuşlardır. Söz konusu teknik Amerikan Karkas Derecelendirme standardı olarak göz kası alanlarında mermerleşme skorlarının belirlenmesinde de kullanılmıştır (Moore vd., 2010).

2.1. Görüntü İşleme Teknikleri

Bu çalışmada yararlanılan görüntü işleme tekniklerinin temel özellikleri ve literatürdeki durumlarını kullanım alanları aşağıda kısaca özetlenmiştir.

Castelman, (1996) görüntü işlemeyi, resimsel bilgilerin yönlendirmesi ve analizi olarak tanımlamıştır. Bu analizde kullanılan belirli temel kriterler ise şu şekildedir; Birinci basamak, görüntü elde edilmesi işlemidir. Bu adım ışık kaynağı ve aydınlatılan bir obje vardır. Objeden yansıyan ışınlar optik şekilde kameraya aktarılır. Objeyi belirten bu ışınlar, kamerada elektriksel işaretlere döndürülür. Böylece görüntü örneksel yapıya dönüştürülmüş olur. Analog işaretler sayısal dönüştürücüde sayısal işaretlere döndürülür. Son safha da sayısal şekle dönüştürülen görüntü artık bilgisayara iletilerek işlenmiş forma getirilmiştir. Bu işlem için görüntü dedektörü ve bu dedektörün üretmiş olduğu işaretleri sayısal şekle dönüştürebilen düzenlere ihtiyaç duyulur. Dedektörlerden elde edilen işaretler hala analog şekilde ise analog-ışaret dedektörler ile sayısal forma getirilebilir (Yaman vd., 2001). Bu da İmage Pro Plus veya MATLAB gibi yazılımları veya .NET, Java gibi programlama dillerine ihtiyaç duyar.

Sayısal görüntü oluşturulduktan sonra, diğer adım ön işlemedir. Bu adımda, alınan görüntü bir sonraki adımda yanlışsız ve basit şekilde işlenebilmesi için daha açık ve anlaşılır biçimlere dönüştürülür. Bu biçimlerden bazıları:

1. Görüntüyü belirginleştirmek,
2. Görüntüde bulunan kirlilikleri filtrelemek ve
3. Görüntü üzerindeki yapısal bozuklukları yok etmek veya en aza indirmekdir (Aktan, 2004).

Sayısal görüntü işleme ve analizi insan görme duyusunu taklit ederek objelere ait görüntülerin sayısallaştırılarak sonuç alınmasıdır. Sayısal görüntü işlemenin esasında renk, zıtlık, parlaklık, vb. görüntüye ait bilgilerin değiştirilmesi; manyetik alanın, görüntüleme sırasında hatalı donanım değerlerinin kullanılması vb. gibi nedenlerle oluşmuş görüntü bozukluklarının giderilmesi, detaylarının daha açık şekle getirilmesi gibi görüntü niteliğinin iyileştirilmesine ait işlemleri tanımlar ve sonuçta yeniden bir görüntü oluşturulur. Dijital görüntü analizinde ise çoğunlukla yapılan işlemlerden

sonra yeni bir görüntü oluşturulmaz, ancak görüntü sınıflandırması ve görüntüye ait istatistikler yapılabilir. Dijital görüntü analizinde objelere ait şekil, uzunluk, konum, tekstürel yapı, alan, açı, grilik ve RGB renk değerlerinin ölçülmesidir (Baxes, 1994).

2.1.1. Bir görüntünün modellenmesi

Görüntü, çift boyutlu ışık şiddeti fonksiyonudur ve $f(x,y)$ olarak ifade edilir. Burada x ve y kartezyen koordinatları, (x,y) noktasındaki f 'in numerik değeri, parlaklık ya da görüntünün alakalı yerindeki gri ton değeridir.

Bir görüntü fonksiyonunu $f(x,y)$, bilgisayarda işlemeye elverişli duruma getirebilmek için hem uzaysal koordinatlar halinde hem de renk dağılımı olarak bu fonksiyon dijitalleştirilmelidir. Kartezyen koordinatların dijitalleştirilmesine örnekleme, renk dağılımının dijitalleştirilmesine de niceleme denilmektedir. Bu tanımlanmaya Shanon'un "Örnekleme ve Niceleme Teoremi" olarak bilinmektedir (Baxes, 1994).

2.1.2. Gri-düzey skala

Görüntü üzerindeki ışıklandırma değerlerinin çeşitli seviyelerde olması, piksel seviyelerinin çeşitli oluşundandır. Bu durumlarda görüntü siyah-beyaz renk seviyelerinden oluşuyorsa, görüntü üstündeki tüm noktalar gri-düzey skala üstündeki renk değerleriyle anlatılır. Görüntü üstündeki her bir nokta birbirinden farklı olduğu için, her bir ışıklandırma seviyesi için gerekli bitlerin konumu farklıdır. Bu gibi farklı seviyelerin oluşturduğu görüntüler gri-düzey skala olarak tanımlanırlar (Yaman, 2000).

2.1.3. Histogram

Görüntü üstündeki piksel değerlerinin grafiksel olarak tanımlanmasıdır. Buna görüntü histogramı veya gri-düzey histogramı denir. Görüntü histogramı, görüntünün tüm noktalarındaki piksellerin bulunması ile bu piksellerin adedinin ne olduğunu gösterir. Bu sayede histogram üstünden görüntüyle alakalı farklı bilgiler çıkartılır. Görüntü üstündeki piksellerin nerede konumlandığı tam olarak çıkartılamaz. Ancak görüntünün aydınlık-karanlık alan değerlerinden görüntü hakkında genel bilgiler

alınmış olur. Tatbik edilmek istenen eşik değerleri tahmin yoluyla bulunabilir (Baxes, 1994).

2.1.3. Eşikleme

Görüntü işlemenin mühim safhalarından biri eşikleme işlemidir. Özellikle görüntü içerisindeki nesnenin kapalı ve ayrık bölgelerinin belirginleştirilirken yararlanır. Piksellere bölünmüş görüntünün, çiftli yapıdaki görüntüye kadar tertiplenmesi işlemleridir. Basit olarak anlatılmak gerekirse; görüntü üzerindeki piksel değerlerinin belirli bir değere göre atılması ve yerine diğer değerlerin yerleştirilmesi aşamalarıdır. Böylece görüntü üstündeki objelerin geri planı ile obje sınırlarının çıkartılması gerçekleştirilir (Yaman, 2000).

2.2. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları, insan beyninin niteliklerinden olan öğrenme yolu ile yeni bilgiler oluşturabilme, çoğaltabilme ve bulabilme gibi özellikleri herhangi bir destek almadan otomatik ortaya koymak amacı ile geliştirilmiş bilgi ve işlem teknolojisidir (Öztemel, 2003). Yapay sinir ağları, insan beyninden yola çıkılarak geliştirilmiş, ağırlıklı bağlantılar (weights link) aracılığıyla birbirlerine ilişkilendirilen ve her biri kendi hafızasına sahip işlem elemanlarından varolmuş paralel ve dağıtılmış bilgi işleme yapısıdır (Elmas, 2003).

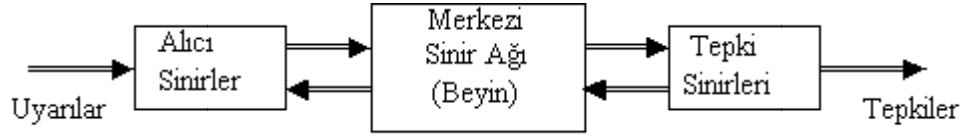
Yapay sinir ağlarının öğrenme sürecinde, merkezi sinir sisteminde olduğu gibi uyarılara karşı tepkilerin oluşturulmasına benzer şekilde, alınan girişler (inputs) aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek bir çıkış (output) üretilir. Ağ tarafından elde edilen çıkış, denemelerle elde edilen diğer bir deyişle gerçek çıkışla karşılaştırılarak her bir çıkış için hata değeri hesaplanmaktadır. Çeşitli öğrenme algoritmalarının kullanılmasıyla, yanılma düşürülür gözlemler ile ilişkisi en yüksek çıkış değerinin alınması amaçlanır. Bu amaçla, sistem içindeki ağırlık her bir döngüde yenilenerek yanılmanın düşürülmesi hedeflenmektedir. Eğer yapay sinir ağında kullanılan giriş-çıkış ikilileriyle amaca ulaşılmış ise oluşan ağırlık değerleri tutulur. Ağırlıkların devamlı değiştirilmesiyle istenilen sonuca ulaşılan kadar geçen vakite öğrenme

(training) denir. Yapay sinir ađı ğrendikten sonra daha nce kullanılmayan giriřler verilip, sinir ađı ıkıřı ile gerek ıkıř iliřkisi incelenir (ztemel, 2003). Eđer yeni verilen giriřler de dođru yaklařıyorsa ađ ğrenmiř ve model bitirilmiř anlamına gelir.

Yapay sinir ađlarının en byk avantajı, bađımlı deđiřkenler ile bađımsız deđiřkenler arasındaki iliřkinin her hangi bir eřitliđe gereksinim duyulmaksızın algılanabilmesi ve sonrasında eđitilmiř ađ kullanılarak bađımsız deđiřkenler iin bađımlı deđiřkeni tahmin edilebilmesidir. Bilim tarihi boyunca bađımsız deđiřkenler ile bađımlı deđiřkenler arasındaki iliřki saptanmaya alıřılmıř ve bu iliřkiyi tanımlamak iin matematiksel eřitlikler ortaya konmuřtur. Bu ařamada matematiksel iřlem ykn azaltmak ve eřitliđin kullanımını arttırmak iin basit eřitliklerin kullanımı tercih edilmiř ve bazı kabullenmeler yapılmıřtır. Bu durum eřitliklerin dođruluđunu sınırlandırmaktadır. Yapay sinir ađları bu ařamada devreye girmekte olup iliřkinin bir eřitlikle sınırlandırılmasını ortadan kaldırmakta, dođal sinir sistemine benzer bir yaklařım kullanılarak bađımlı deđiřkenle bađımsız deđiřken iliřkilendirilmekte ve dođruluk derecesi yksek tahminler yapılabilmektedir. Dolayısıyla YSA gnmzde yaygın olarak kullanılan matematiksel eřitliklerin yerine kullanılabilir yeni bir yaklařımdır.

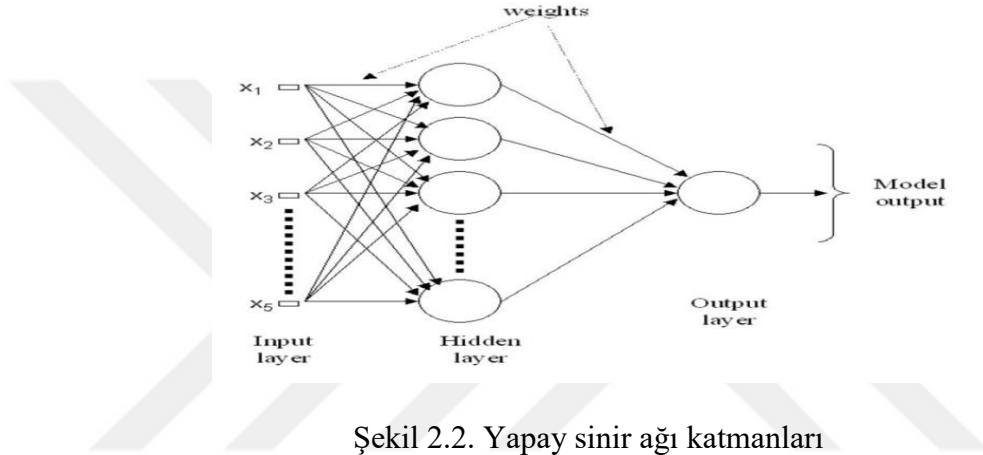
Yapay sinir ađları biyolojik sinir sistemini taklit etmeye alıřan nron denilen elemanlardan oluřmaktadır. Nronlar arasındaki iliřkilerin ađrlık deđerleri ile ıkıř deđerleri belirlenmektedir. YSA'lar belli sayıda veri setleri eđitebilmektedir. Eđitilmiř olan YSA, daha nceden kendisine gsterilmemiř olan girdiler iin ıktıları ok hızlı bir řekilde byk dođrulukla tahmin edebilmektedir.

Beynin stn zellikleri, bilim adamlarını zerinde alıřmaya zorlamıř ve beynin nrofiziksel yapısından (řekil 2.1) esinlenerek matematiksel modeli ıkarılmaya alıřılmıřtır. Beynin btn davranıřlarını tam olarak modelleyebilmek iin fiziksel bileřenlerinin dođru olarak modellenmesi gerektiđi dřncesi ile eřitli yapay hcre ve ađ modelleri geliřtirilmiřtir. Bylece YSA ile yeni ve gnmz bilgisayarlarının algoritmik hesaplama ynteminden farklı bir bilim alanı ortaya ıkmıřtır. YSA; yapısı ve bilgi iřleme yntemindeki farklılık ve uygulama alanları nedeniyle eřitli bilim dallarının da kapsam alanına girmektedir (ztemel, 2003).



Şekil 2.1. Sinir ağlarının nörofiziksel yapısı

Tipik bir YSA 3 farklı katmandan oluşur (Şekil 2.2). İlk katman model giriş katmanı (input layer) (ırk, yaş, canlı ağırlık, kesim ağırlığı, karkas ağırlığı vb) ve ikinci katman model çıkış katmanıdır (output layer) (tahmin edilen ağırlıklar). Tüm diğer katmanlar ise gizli katmanlar (hidden layers) olarak adlandırılır.



Şekil 2.2. Yapay sinir ağı katmanları

YSA'nın eğitilmesi (ANN training) modelin tahminlerde bulunması için gerçekleştirilir. Bu amaçla, tüm giriş ve çıkış değerleri, sıfır ortalama ve ortak bir standart sapmaya sahip olması için MATLAB yazılım programının "prestd" işlevi kullanılarak normalleştirilir. Nihayet çıktılar orijinaliyle aynı birimlere geri aktarılır, giriş ve hedef ağı onayladıktan sonra tahmin doğruluğunu artırmak için ağı optimizasyonu yapılır.

Eğitim için ayrılan veriler sinir ağı modelleri geliştirmek ve dahili deneme veri seti ise eğitim sırasında otomatik olarak sinir ağı parametrelerinin ayarlanması amacıyla kullanılmıştır.

1. Yapay Sinir ağları modelinin genel tanımlaması (aşamalar):
2. Doğrulama (validasyon), eğitim ve deneme verileri kümesinin seçimi
3. Verilerin transformasyonu ve analiz edilmesi
4. Değişkenlerin seçimi
5. Ağ oluşumu ve eğitilmesi

6. Modelin geçerliliğinin harici data setleriyle denenmesi

MATLAB programında kullanıcı tarafından yukarıdaki maddelerde belirtildiği gibi yapılmaktadır.

Bazı araştırmacılar YSA'nın hayvancılıkta da etkin bir şekilde kullanıldığını ortaya koymuşlardır. Bazı YSA modelleri, mastitis tahminin de (Nielen vd., 1995; Yang vd., 1999; Yang vd., 2000), süt, yağ ve protein verimlerinin tahminin de (Lacroix vd., 1995; Wade vd., 1995; Lacroix vd., 1997; Salehi vd., 1998), sütteki yağ ve protein içeriğinde bulunan somatik hücre sayısının tahminin de (Whyte vd., 2000), ineklerin fizyolojik durumlarının değerlendirilmesinde (östrus, buzağılama ve sağlık durumları) (Molenda vd., 2001; Vassileva vd., 2001) ve *invitro* embriyo gelişimlerinin analizlerinde (Wilkinson vd., 1996) kullanılmak amacıyla geliştirilmiştir.

Birçok araştırma sonuçları, kesim öncesi elde edilen verilerin YSA metodu kullanarak kasaplık değerinin önceden tahmin edilebildiğini göstermiştir (Brethour, 1994; Li vd., 1999; Hill vd., 2000; Hatem vd., 2003; Adamczyk vd., 2005).

Bozkurt vd. (2013) açıkta besi (feedlot) sisteminde yetiştirilen esmer ve siyah alaca ırkı hayvanların sayısal görüntü işleme ve yapay sinir ağları yöntemi ile performans ve karkas özelliklerinin belirlenmesi ile ilgili yürüttükleri proje (TÜBİTAK, TOVAG-111O269) sonuçlarına göre her iki yöntemle elde edilen modellerde vücut parametreleri arasında beden uzunluğunun en iyi tahmin parametresi olduğu sonucuna varmışlardır.

YSA ve sayısal görüntü işleme tekniklerinin bir arada kullanılarak hayvanların kesim öncesi canlı ağırlıkları ve karkas ağırlıklarının belirlenebildiği dünya genelinde yapılan çalışmalar oldukça az olup çok sınırlı sayıda yöntemler denenmiştir. Dolayısıyla bu çalışmayla YSA ve REGR yöntemleriyle büyükbaş besi hayvanlarında, canlı ve karkas ağırlıklarını dijital görüntüler kullanarak tahmin edebilen modellerin geliştirilmesi amaçlanmıştır.

3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. Veri Toplama

Tez çalışmasının hayvan materyalini, günlük kesim kapasitesi 100 adet büyükbaş hayvan olan ve üniversite yerleşkesine 20 km mesafede yer alan Isparta Organize Sanayi Bölgesinde faaliyet gösteren özel Isparta Gülköy Et Entegre tesisleri kesimhanesine getirilen büyükbaş hayvanlar oluşturmuştur. Bu kesimhane kapasitesinin altında çalışmakta olup kesimlerini haftanın belirli günlerinde gerçekleştirmektedir.

Kesim öncesi ve sonrası görüntülerin alınmasında kullanılan kamera düzenekleri, kantar ve görüntünün alındığı platformlar daha önce tamamlanmış olan TÜBİTAK proje kapsamında kesimhanede mevcut olduğundan bu çalışmanın verilerinin alınmasında da kullanılmıştır.

Kesimhaneye getirilen dişi hayvanların da dijital görüntüleri ile canlı ve karkas ağırlıkları da alınmış ve erkek hayvanlardan ayrı olarak analiz edilmiştir. Ancak dişi hayvanların dijital görüntülerinden canlı ve sıcak karkas ağırlıklarını tahmin etmede çok düşük determinasyon katsayıları bulunmuş olup tezde yer almasına gerek duyulmamıştır. Erkek hayvanların cüsse büyüklükleri dişi hayvanlara göre farklı olduğu için dişi hayvanların dijital görüntülerinden ağırlıklarını tahmin etmede kullanılan modellerin tahmin hatalarını yükseltmiş ve dolayısıyla tüm veriler ve ırklar kapsamında çıkarılmıştır.

3.2. Verilerin Sınıflandırılması

Bu çalışmada kullanılan veriler ırklara bakılmaksızın elde edilmiş olup tüm veriler ve ırklar olarak iki ana grup şeklinde aşağıdaki gibi sınıflandırılmıştır;

3.2.1. Tüm veriler

Bu tez çalışmasında toplam 3433 adet hayvanın dijital verisi kullanılmıştır. Bu verilerin tamamı kullanılarak dijital vücut parametrelerinden tahmini CA modelleri, dijital karkas parametrelerinden tahmini SKA modelleri REGR ve YSA yöntemleri ile elde edilmiştir. Her iki yöntem ile elde edilen iki ve tek değişkenli modeller arasından en yüksek R^2 değerini veren modellerden elde edilen tahmini ağırlıklar ve gözlenen (gerçek) ağırlıklar karşılaştırılarak analiz edilmiştir.

3.2.2. Irk verileri

Elde edilen dijital veriler 4 grup ırk olarak sınıflandırılmıştır. Her bir ırkın hayvan sayıları aşağıdaki gibidir.

1. Siyah Alaca 2472 adet,
2. Esmer İsviçre 79 adet,
3. Simental 488 adet ve
4. Diğer Irklar 394 adet;

Diğer ırkların kendi içerisindeki ırk dağılımları ise;

Siyah Alaca- Simental melezi 248 adet,

Angus 45 adet,

Yerli Kara- Siyah Alaca melezi 36 adet,

Yerli Kara 34 adet,

Belçika Mavisi 12 adet,

Doğu Anadolu Kırmızısı 10 adet ve

Güney Anadolu Kırmızısı 9 adettir.

3.3. Dijital Görüntü Öge Bileşenleri

3.3.1. Dinlendirme padokları

Padoklar, Şekil 3.1’de görüldüğü gibi kesimhaneye sevkiyatı yapılan hayvanların kesim öncesinde dinlendirildiği ve hayvanlar için şamandıralı temiz içme suyunun ve

yemliklerin bulunduğu demir malzemeden yapılmış, hayvan indirme rampasına yakın ve kesim yolu ile bağlantılı alanlardır.



Şekil 3.1. Padokların görüntüsü

3.3.2. Platform, canlı ve karkas ağırlık tartısı

Uygun dinlendirme süresi geçtikten sonra hayvanlar kesim için kesim koridorundan kesime sevk edilmektedir. Kesim koridorunda bulunan platformda, hayvanların canlı ağırlıklarının sağlıklı alınabilmesi için tartı, demir kafeslerden bağımsız olarak kesim yolunun zeminine monte edilmiştir. Tartı boyutları ise sırasıyla; tartı tabanı 90×200 cm ve tartı kafesi ise 150×90 cm'dir. Markası ise NLD'dir. Canlı hayvan kantarı 0.5 kg hassasiyetinde olup 2000 kg'a kadar ağırlıkları ölçebilen kapasitededir. Tartı başlığı ve platformu Şekil 3.2 'de gösterilmiştir.



Şekil 3.2. Canlı ağırlığın alındığı tartı başlığı ve platformu

Karkas ağırlıkları ise kesimhanin yetkili kişiler tarafından kullanılan, kesimhane askı sistemi üzerinde sabit olan, yazıcı bağlantılı 0,2 kg hassasiyetinde, 1000 kg kapasiteli ve BIZERBA marka askı tartı (Şekil 3.3) ile alınmış olup sıcak karkas ağırlıklarının hangi hayvana ait olduğu eş zamanlı olarak kaydedilmiştir.



(a)



(b)

Şekil 3.3. Karkas tartısı (a) ve dijital tartı göstergesi (b)

3.3.3. Dijital görüntüleme

3.3.3.1. Canlı hayvan görüntüleme

Kesimhane düzenine bağlı olarak kesim öncesi tartımında bulunduğu görüntü alma platformunda dijital kameralar kullanılarak hayvanların uygun duruş pozisyonunda sol yanından;

1. Dijital vücut uzunluğu (DJVU),
2. Dijital cidago yüksekliği (DJCDG) ve
3. Dijital beden derinliği (DJBD) (Şekil 3.4);

üst tarafından ise

4. Dijital sağrı genişliği (DJSG) (Şekil 3.5) görüntüleri alınmıştır.

Bu aşamada her bir hayvana ait kulak numarası ve kesim öncesi canlı ağırlığının yanı sıra hayvanın ırk bilgileride alınmıştır.



Şekil 3.4. Canlı hayvanın yan görüntüsü

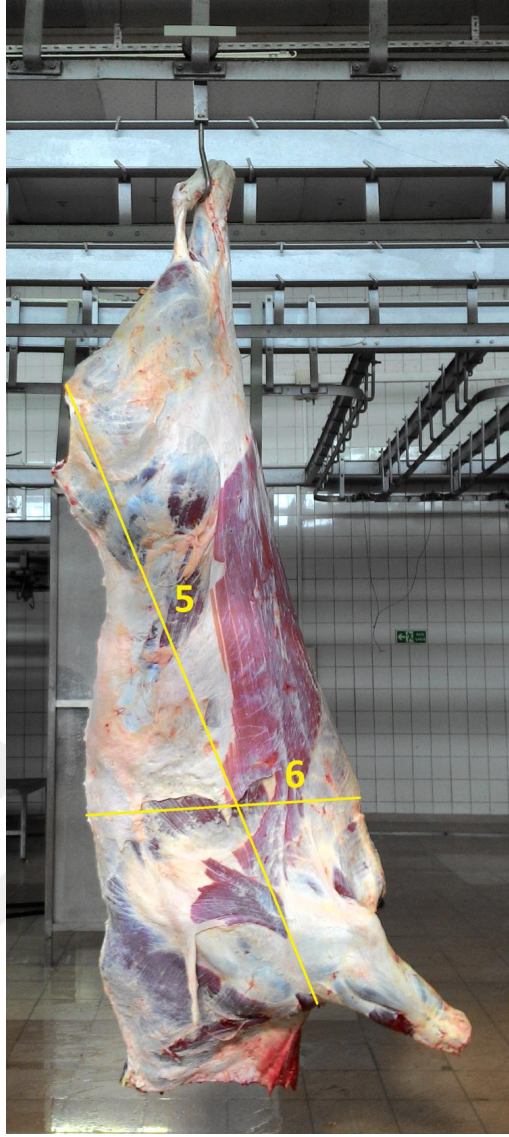


Şekil 3.5. Canlı hayvanın üst görüntüsü

3.3.3.2. Karkas görüntüleme

Kesim öncesi canlı ağırlığın ve dijital görüntülerin alınmasından sonra hayvanlar kesilmektedir. Karkasın elde edilebilmesi için hayvanlara kesimhane işlemleri uygulanmaktadır. Kesimhane içinde karkaslar yarımlandıktan sonra kesimhane işleyişini bozmadan kesimhanenin içine konuşturılmış 3. bir kameradan ise yarım karkasın dış yüzey görüntüleri alınmıştır. Alınan dijital karkas görüntülerinden sırasıyla

5. Dijital karkas uzunluğu (DJKU) ve
6. Dijital karkas genişliği (DJKG) parametreleri elde edilmiştir (Şekil 3.6).



Şekil 3.6. Yarım karkas dış yüzey görüntüsü

3.3.4. Dijital görüntü işleme ve ölçümler

Canlı hayvan üzerinden elde edilmiş dijital yan ve üst görüntüler ile yarım karkas üzerinden elde edilmiş dijital karkas görüntüleri hayvanın veri toplamadaki sıra numarası ile birlikte dosya adı verilmiş ve JPG resim formatında bilgisayara aktarılmıştır. JPG formatında kayıt edilen görüntüler daha sonra görüntü işleme programına sırasıyla aktarılmış ve görüntü işlemeyle görüntülerdeki parametrelerin dijital uzunlukları cm olarak belirlenmiştir.

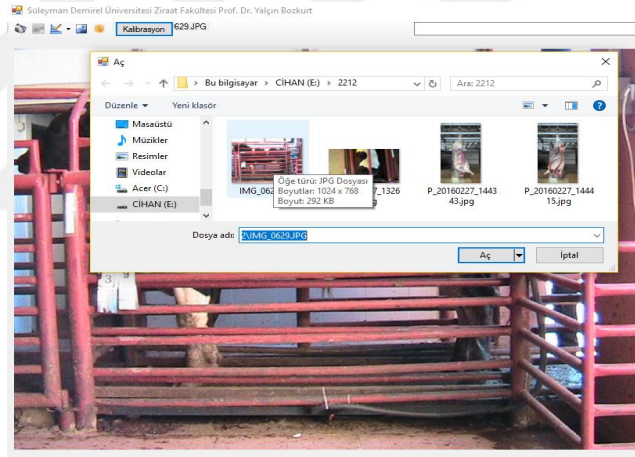
Dijital görüntüler alınırken görüntü ile obje arasındaki mesafelerden kaynaklanabilen farklılıkları elemine etmek için obje ile aynı düzlemde olan, 20×5 cm boyutlarında ve

dijital görüntüler üzerinde uzaktan seçilebilen referans kartları (Şekil 3.7) kullanılmıştır.

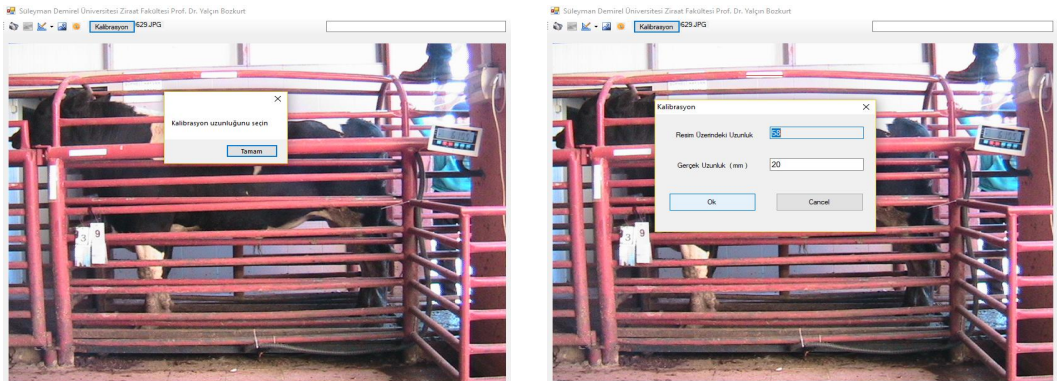


Şekil 3.7. Kullanılan referans kartları

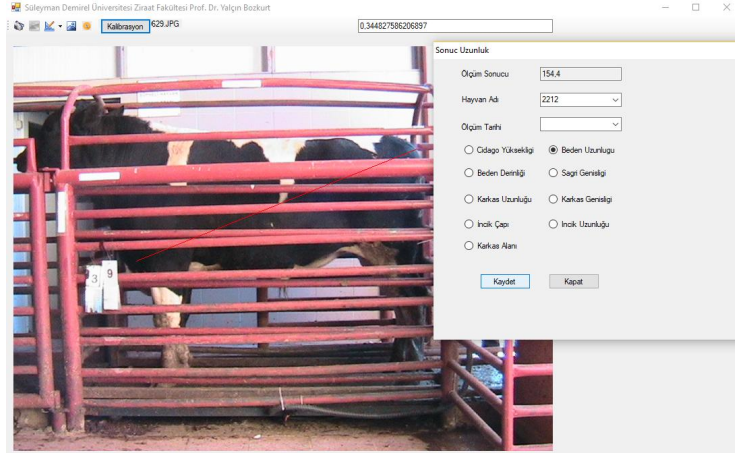
Bilgisayara veri toplamadaki sıra numarası ile kaydedilmiş olan dijital görüntülerden daha sonra her bir hayvan için ölçüm programı ile uzunluk kalibrasyonu ve dijital uzunluk ölçümleri sırasıyla Şekil 3.8-3.17' de gösterildiği gibi yapılmıştır.



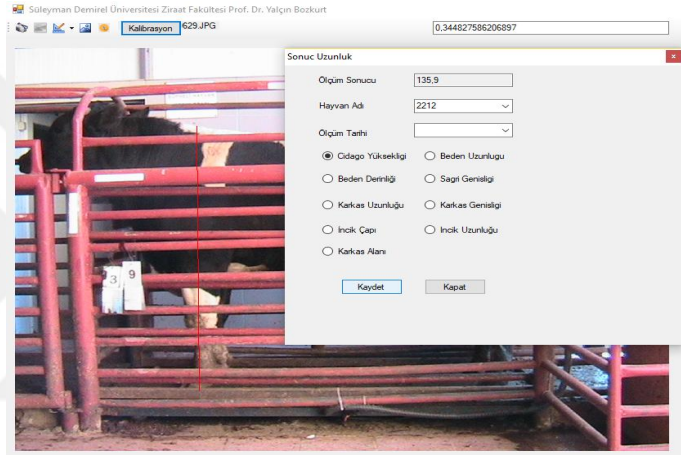
Şekil 3.8. Dijital görüntülerin ölçüm programına alınması



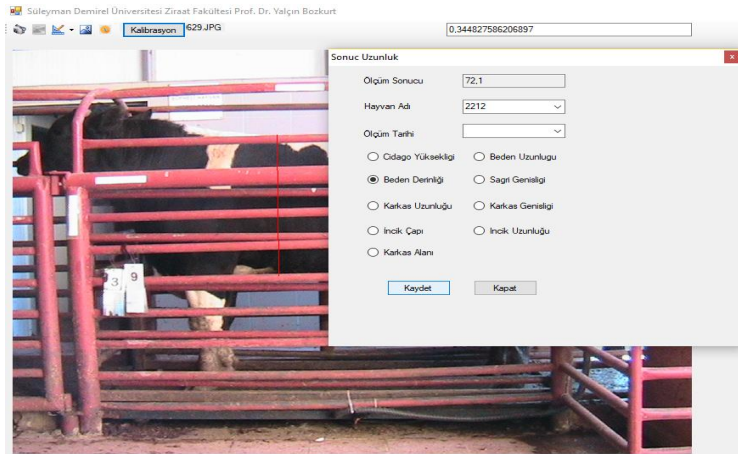
Şekil 3.9. Canlı hayvanın dijital yan görüntü kalibrasyonunun yapılması



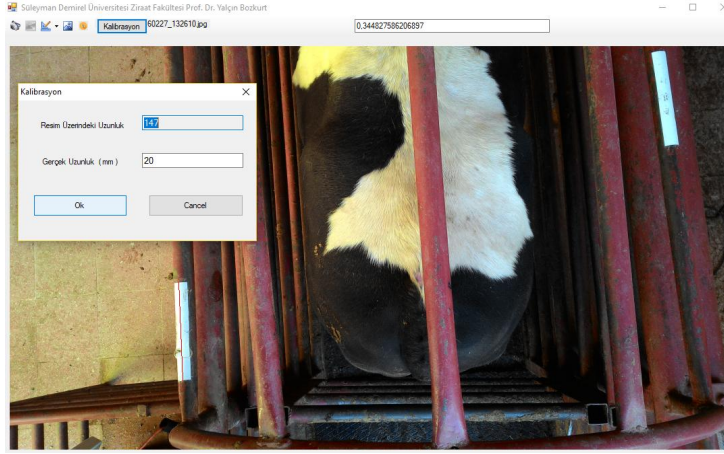
Şekil 3.10. Canlı hayvanın DJVU görüntüsü ve DJVU'nun ölçülendirilmesi



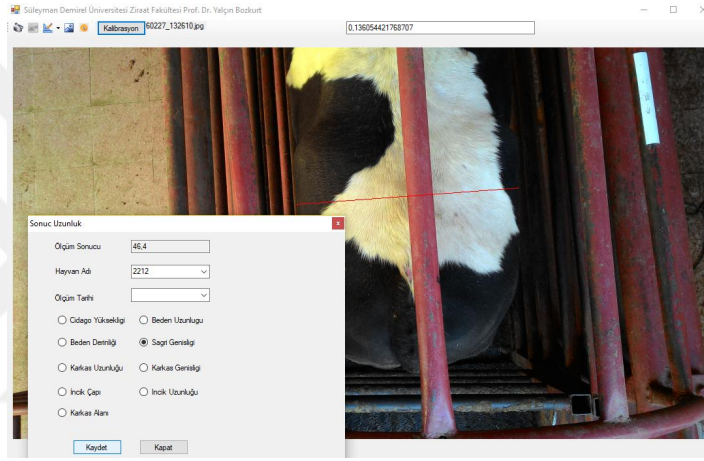
Şekil 3.11. Canlı hayvanın DJCDG görüntüsü ve DJCDG'nin ölçülendirilmesi



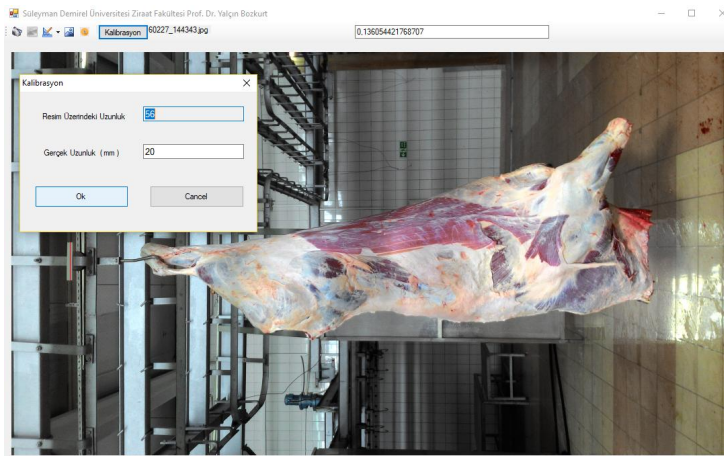
Şekil 3.12. Canlı hayvanın DJBD görüntüsü ve DJBD'nin ölçülendirilmesi



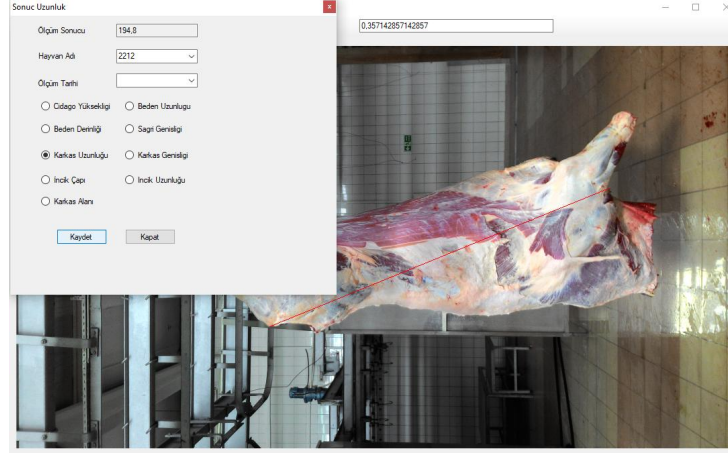
Şekil 3.13. Canlı hayvanın dijital üst görüntü kalibrasyonunun yapılması



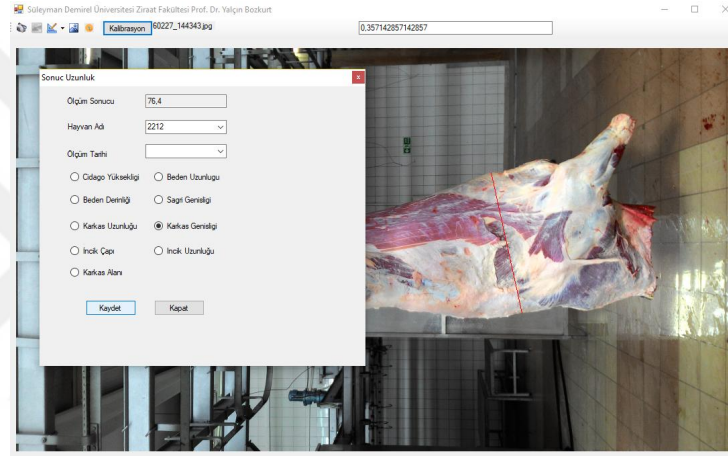
Şekil 3.14. Canlı hayvanın DJSG görüntüsü ve DJSG'nin ölçülendirilmesi



Şekil 3.15. Dijital karkas görüntü kalibrasyonunun yapılması



Şekil 3.16. Karkas DJKU görüntüsü ve DJKU'nun ölçülendirilmesi



Şekil 3.17. Karkas DJKG görüntüsü ve DJKG'nin ölçülendirilmesi

3.3.5. Kameralar

Bu tez çalışmasında Şekil 3.18' deki kameralar kullanılmıştır. Adı geçen kameralardan biri hayvanların yan, diđeri üst görüntülerini ve bir diđeri de kesimhane içinde karkas görüntüsünü almak üzere çözünürlüđü yüksek toplam 3 adet IP (internet tabanlı) kamera kullanılmıştır. Konuşlandırılan bu kameraların objelere olan uzaklıkları belirlenmiştir. Bu sayede referans kartı kullanımına gerek duyulmamıştır, ancak herhangi bir olumsuzluđa tedbir olarak referans kartları da çekim yönlerine uygun şekilde monte edilmiştir.



Şekil 3.18. Kullanılan kameralar

3.3.6. Bilgisayar

Projedeki tüm elektronik faaliyetler ve veri işlemlerinde Intel Core i3-4005U, NVIDIA GeForce 820M, 4 GB DDR3 L memory, 500 GB HDD özelliklerine sahip dizüstü bilgisayar kullanılmıştır (Şekil 3.19).



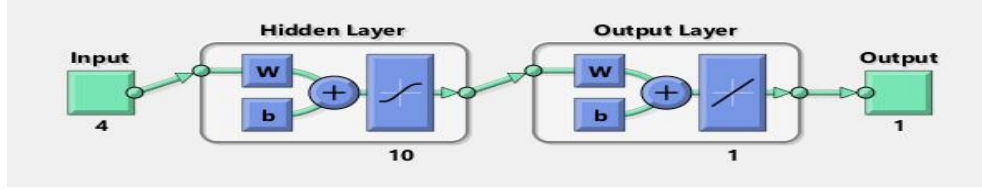
Şekil 3.19. Dizüstü bilgisayar

3.4. Yapay Sinir Ağları

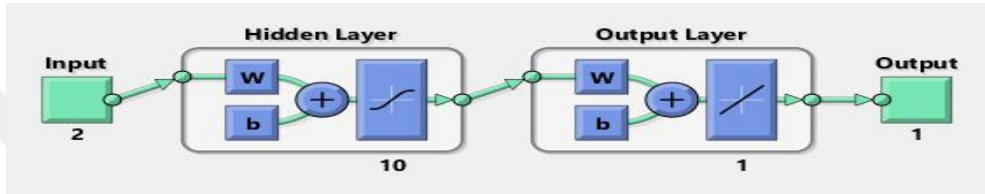
Bu araştırmada YSA yöntemiyle CA ve SKA'ları tahmin edilmiştir. Girdi katmanlarını (input layer) vücut parametreleri DJVU, DJCDG, DJBD ve DJSG ile karkas parametreleri DJKU ve DJKG oluşturmuştur. Çıktı katmanını ise canlı ve sıcak karkas ağırlık tahminleri (output layer) oluşturmuştur. Tahminler için gerekli tüm veri setleri uygun olarak düzenlendikten sonra metodolojiye uygun olarak MATLAB programında YSA nftool (network fitting) fonksiyonu ile ağırlıklar tahmin edilmiştir.

MATLAB yazılım programında veriler, program tarafından alt veri grupları haline getirilmiş ve veriler eğitim (%70), geçerlilik (%15) ve deneme (%15) verisi olarak ayrılmıştır. Eğitim algoritması Levenberg- Marquardt olarak seçilmiştir. Dört dijital vücut parametresinin giriş (değişken) ve tahmini CA'ların çıkış olarak kullanıldığı

YSA yapısı (Şekil 3.20), İki dijital karkas parametresinin giriş (değişken) ve tahmini SKA'ların çıkış olarak kullanıldığı YSA yapısı (Şekil 3.21) ara katmanlarında 10 gizli sinir bulunmaktadır.



Şekil 3.20. Dört girişli dijital vücut parametrelerinin kullanıldığı sinir ağı yapısı



Şekil 3.21. İki girişli dijital karkas parametresinin kullanıldığı sinir ağı yapısı

3.5. İstatistik Analizler

Dijital görüntü analiziyle elde edilen dijital uzunluk ölçüleri kullanılarak çoklu regresyon yöntemiyle tahmini CA ve SKA'ları istatistikî modelleri ve bu modellere ait Mallows Cp değerleri de bulunmuştur. Dijital vücut parametreleri ile CA arasındaki ve dijital karkas parametreleri ile SKA arasındaki ilişkiler korelasyon yöntemiyle ile bulunmuştur. Ayrıca aynı parametrelerin doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri, aşağıdaki modelde gösterildiği gibi Minitab yazılım programı kullanılarak bulunmuştur.

$$Y = b_0 + b_1 X + b_2 X^2 + b_3 X^3 + e_i \quad (3.1)$$

Y= i'ninci hayvanın gözlenen canlı ağırlığı

b₀= sabit

b₁, b₂, b₃= doğrusal, kuadratik ve kübik katsayı değerlerini

X= dijital vücut ve karkas parametrelerini (DJVU, DJCDG, DJBD, DJSG, DJKU ve DJKG)

e_i= hata

Tahminlerin hata oranları aşağıda belirtilen MSPE (Mean Square Prediction Error) kareler ortalamasının tahmin hatası formülü ile bileşenlerine ayrılarak hesaplanmıştır.

$$MSPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2 \quad (3.2)$$

n ; karşılaştırılan gözlenen ve tahmin edilen değerlerin sayısı,

$i = (1, 2, 3, \dots, n)$,

O_i ; i 'inci değişkenin gözlenen değeri,

P_i ; i 'inci değişkenin tahmin edilen değeridir.

Rook vd. (1990) tarafından tanımlanan toplam MSPE, 3 bileşenden oluşmaktadır:

$$MSPE = (\bar{O} - \bar{P})^2 + S_p^2(1-b)^2 + (1-r^2)S_o^2 \quad (3.3)$$

1. bileşen $(\bar{O} - \bar{P})^2$: bias; ortalama tahmin edilen değerden gözlenen değerlerin farkı,
2. bileşen $S_p^2(1-b)^2$: line,
3. bileşen $(1-r^2)S_o^2$: random.

S_o^2 ve S_p^2 , gözlenen ve tahmin edilen değerlerin varyansı;

\bar{O} ve \bar{P} , gözlenen ve tahmin edilen değerlerin ortalaması;

b , tahminde gözlenen değerlerin eğimi;

r ise gözlemler ve tahminler arasındaki korelasyon katsayısıdır.

Literatürde (Smoler vd., 1998; Bozkurt ve Ap Dewi, 2001; Yan vd., 2003; Fuentes-Pila vd., 2003; Bozkurt ve Özkaya, 2005a, 2005b) regresyon analizi yanında MSPE kullanarak Metabolik enerji sistemine dayalı eşitliklerin hatalarını elde etmişlerdir. Dolayısıyla MSPE bir modelin tahmin gücünü ortaya koymak ve hata bileşenlerinin kaynağını belirlemek amacıyla çeşitli çalışmalarda regresyon analizinin yanı sıra kullanılmaktadır.

YSA yöntemiyle dijital vücut ve karkas parametrelerinden eğitim, geçerlilik, deneme ve ortalama determinasyon katsayı değerleri ile canlı ve karkas ağırlıkları tahminleri MATLAB v. 18 paket programı kullanılarak bulunmuştur.

Gözlenen ve tahmin edilen ağırlıklar arasındaki ilişki grup içi korelasyon katsayı değerleri SPSS v. 22 istatistik paket programı kullanılarak bulunmuştur.

YSA yöntemiyle giriş parametrelerinden tahmini ağırlıklar MATLAB programı ile hesaplanırken yapılan işlemlerin basitleştirilmiş şekli sırasıyla aşağıdaki gibidir.

1-Giriş parametresi olarak kullanılan dijital ölçülerin normalize edilmesi

Min- max normalizasyon formülü

$$I' = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (3.4)$$

I': Normalize edilmiş veriyi, X_i : Girdi değerini, X_{\max} : Girdi seti içerisinde yer alan en küçük sayıyı, X_{\min} : Girdi seti içerisinde yer alan en büyük sayıyı.

2- Birinci Katman Toplam fonksiyonu (E1)

$$E1 = \sum_{i=1}^n ((I_1 \times W_1) + b_1) \quad (3.5)$$

E1: Birinci katman toplam foksiyonunu, I_1 : Normalize edilmiş giriş verisini, W_1 : giriş verisinin birinci katman ağırlık değerini, b_1 : giriş verisinin birinci katman eşik değerini,

3-Birinci Katman Transfer fonksiyonu (F1)

$$f(1) = \frac{2}{1 + \exp(-2 \times E1)} - 1 \quad (3.6)$$

f(1): Transfer fonksiyonu değeri, exp: Euler sayısı, E1: birinci katman toplam foksiyon değerini

4- İkinci Katman Toplam fonksiyonu (E2)

$$E2 = \sum_{i=1}^n ((I_2 \times W_2) + b_2) \quad (3.7)$$

E2: İkinci katman toplam foksiyonunu, I_2 : Normalize edilmiş giriş verisini, W_2 : giriş verisinin ikinci katman ağırlık değerini, b_1 : giriş verisinin ikinci katman eşik değerini,

5-İkinci KatmanTransfer fonksiyonu (F2)

İkinci katman transfer fonksiyonu olarak purelin (x) fonksiyonu kullanırsa ;

$$F2=E2 \quad (3.8)$$

6- Denormalizasyon formülü (çıkış değeri)

$$\text{Çıkış} = \frac{(F2+1) \times (\text{Gözlenen Ağırlık max} - \text{Gözlenen Ağırlık min})}{2} + \text{Gözlenen Ağırlık min} \quad (3.9)$$

Çıkış: Tahmin edilen ağırlık değerini, F2: İkinci KatmanTransfer fonksiyonu, Gözlenen ağırlık max: Gözlenen ağırlıklar içindeki en büyük değeri, Gözlenen ağırlık min: Gözlenen ağırlıklar içindeki en küçük değeri,

Sırasıyla 6 işlem gözlemlerin tüm kombinasyonları için uygulanır ve tahmini ağırlıklar elde edilir. Bu işlemlerin manuel şekilde uygulamasını yapmak çok uzun zaman gerektireceği için MATLAB programında YSA nftool fonksiyonu kullanılır.

YSA yöntemi ile CA tahminleri için kullanılan DJVU ile DJSG ve sadece DJVU'nun giriş olarak kullanıldığı modellerdeki ağırlık ve eşik değerleri Çizelge 3.1'de gösterilmiştir.

Çizelge 3.1. YSA yönteminde CA'ların tahmin edilmesinde kullanılan ağırlık ve eşik değerleri

Model	YSA yönteminde CA tahminleri için kullanılan ağırlık (w) ve eşik (b) değerleri*				
	w ₁	w ₂	b ₁	w ₃	b ₂
DJVU&DJSG	0.108082...	0.090461...	-0.891092...	9.291918...	6.558042...
DJVU	-0.375820...	-----	0.427824...	-2.511505...	0.901733...

* değerlerin tamamı EK A.1'de verilmiştir.

YSA yöntemi ile SKA tahminleri için kullanılan DJKU ile DJKG ve sadece DJKU'nun giriş olarak kullanıldığı modellerdeki ağırlık ve eşik değerleri Çizelge 3.2'de gösterilmiştir.

Çizelge 3.2. YSA yönteminde SKA'ların tahmin edilmesinde kullanılan ağırlık ve eşik değerleri

Model	YSA yönteminde SKA tahminleri için kullanılan ağırlık (w) ve eşik (b) değerleri*				
	w1	w2	b1	w3	b2
DJKU&DJKG	0.530006...	0.428942...	-0.117685...	1.117258...	0.206940...
DJKU	-1.174910...	-----	0.470822...	-1.002367...	0.438683...

* değerlerin tamamı EK A.2'de verilmiştir.



4. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA

Tez çalışması kapsamında, 3433 adet erkek hayvanın dijital görüntüleri üzerinden dijital parametrelerinin ölçülendirme işlemi bitirilmiş, REGR ve YSA yöntemleriyle canlı ve karkas parametrelerinin tüm kombinasyonlarını içeren modeller elde edilmiş olup, görüntü işleme ve pratikteki kullanımının kolaylığı açısından en yüksek R² değerlerini veren iki ve tek değişkenli canlı ve karkas ağırlıkları tahmin modelleri üzerinde durulmuştur.

4.1. Tüm Verilerde Canlı Ağırlık Tahminleri

4.1.1. Tüm verilerde dijital vücut parametrelerinden canlı ağırlıkların REGR ile tahmin edilmesi

Tüm verilerde DJVU, DJCDG, DJSG ve DJBD parametreleri MINITAB istatistik programında regresyon analizi yapılarak değerlendirilmiş, CA'ların çok ve tek değişkenli REGR tahmin modelleri Çizelge 4.1'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.1. Tüm verilerde canlı ağırlıkların tahminine ilişkin çok ve tek değişkenli REGR modelleri

Tüm verilerde çok değişkenli modeller	R ² (%)	Mallows Cp
CA = - 579 + 3.08 DJVU + 1.79 DJCDG + 5.52 DJSG + 2.78 DJBD	91.2	5.0
CA = - 597 + 3.37 DJVU + 2.84 DJCDG + 6.18 DJSG	90.3	355.8
CA = - 652 + 4.28 DJVU + 2.4 DJCDG + 3.77 DJBD	88.5	1064.3
CA = - 494 + 3.42 DJVU + 5.98 DJSG + 3.95 DJBD	90.6	258.4
CA = - 532 + 3.05 DJCDG + 8.81 DJSG + 3.98 DJBD	87.1	1612.9
CA = - 689 + 4.9 DJVU + 3.99 DJCDG	86.8	1741.7
CA = - 433 + 4.34 DJVU + 7.71 DJSG	88.1	1202.2
CA = - 543 + 4.89 DJVU + 5.5 DJBD	87.3	1534.9
CA = - 551 + 4.79 DJCDG + 10.3 DJSG	85.2	2365.9
CA = - 644 + 5.34 DJCDG + 7.03 DJBD	78.1	-
CA = - 365 + 10.3 DJSG + 6.39 DJBD	85.1	2412.4
Tüm verilerde tek değişkenli modeller		
CA = - 469+ 7.02 DJVU	82.0	3604.3
CA = - 720 + 9.61 DJCDG	71.2	7816.9
CA = - 178 + 16 DJSG	77.4	5381.7
CA = - 347 + 12.9 DJBD	70.9	7952.8

Çizelge 4.1'de tüm verilerde 4 adet dijital vücut parametresinin kullanıldığı modelde canlı ağırlıkların tahmin edilmesinde R² % 91.2 olarak bulunmuştur. Bu değeri,

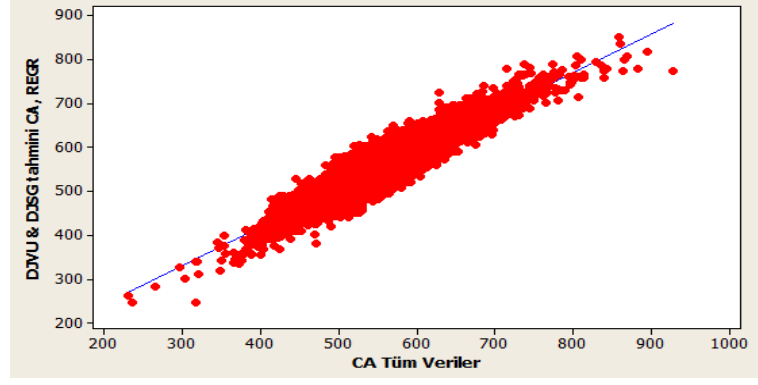
Bozkurt vd., (2013) yaptıkları çalışmada aynı parametrelerin kullanıldığı modelde R^2 'yi % 95.2 ile bu çalışmadan daha yüksek bulmuşlar, ancak Özkaya (2006) ise R^2 'yi % 66.5 ile bu çalışmadan daha düşük olarak bulmuştur.

Tüm verilerde DJVU ve DJSJG'nin kullanıldığı iki değişkenli modelde canlı ağırlığın tahmin edilmesinde R^2 değeri % 88.1 olarak, iki değişkenli modeller içinde en düşük Mallows Cp değeri 1202.2 bulunmuştur. Bu değeri Bozkurt vd., (2013) ve Bozkurt vd., (2017b) R^2 'leri sırasıyla % 94.3 ve % 95.0 ile bu çalışmadan daha yüksek, Özkaya (2006) ise R^2 'yi % 66.0 ile bu çalışmadan daha düşük bulmuşlardır.

Tek değişkenli tahmin modellerine baktığımızda ise; en yüksek R^2 % 82.0, en düşük Mallows Cp değeri 3604.3 ile DJVU'da bulunmuştur. Bozkurt vd., (2017b)'nin yaptıkları çalışmada R^2 'yi % 93.9 ile bu çalışmadan daha yüksek, Özkaya (2006) ve Bozkurt vd., (2007) ise yaptıkları çalışmalarda DJVU R^2 'lerini sırasıyla % 63.6 ve % 66.0 ile bu çalışmadan daha düşük bulmuşlardır.

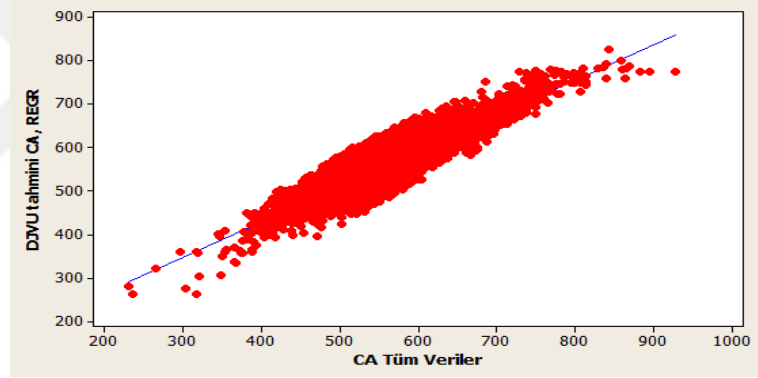
Bozkurt vd. (2013) ve (2017b)'nin yapmış oldukları çalışmalarda CA modellerindeki R^2 değerlerinin bu çalışmadan yüksek çıkma nedenleri arasında, yapılan çalışmalarda kontrollü besleme ve çevre şartlarında yetiştirilen homojen hayvan gruplarıyla çalışılmış olmasından; buna karşın bu çalışmadan elde edilen R^2 değerlerinin Özkaya (2006)'nın yapmış olduğu çalışmadan yüksek çıkma nedenleri arasında ise fotoğrafı alınan canlı obje ile kameralar arasındaki mesafenin belirlenip ölçüm programına sabit bir değer olarak girilmesinden dolayıyla ölçümdeki hata oranının daha düşük olmasından kaynaklı olabilir.

Tüm verilerde gözlenen CA'lar ile en yüksek R^2 değerlerini veren iki ve tek değişkenli REGR modellerinden elde edilen tahmini CA'ların karşılaştırılması sırasıyla Şekil 4.1 ve Şekil 4.2'de gösterilmiştir.



Şekil 4.1. Tüm verilerde gözlenen CA'lar ile DJVU ve DJSJG parametrelerini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Şekil 4.1 görüldüğü üzere 300-400 kg arası ile 800 kg ve üzeri tahmini CA'lar gözlenen CA'lardan daha eksik, aynı zaman da model de genel olarak eksik tahmin yapma eğilimi göstermiştir.



Şekil 4.2. Tüm verilerde gözlenen CA'lar ile DJVU parametresini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Şekil 4.2'de görüldüğü üzere 300-400 kg arası ile 800 kg ve üzeri tahmini CA'lar gözlenen CA'lardan daha eksik tahmin edilmesine rağmen, model genel olarak fazla tahmin yapma eğilimi göstermiştir.

Tüm verilerde dijital vücut parametrelerinden CA'ların tahmin edilmesinde doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri Çizelge 4.2'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.2. Tüm verilerde dijital vücut parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri

Tüm veriler vücut parametreleri	Model	Sabit	b ₁	b ₂	b ₃	R ² %
DJVU	Doğrusal	-469	7.02	-	-	82.0
	Kuadratik	-65.7	-0.248	0.02454	-	82.2
	Kübik	-2973	62.4	-0.4042	0.000972	82.4
DJCDG	Doğrusal	-720	9.61	-	-	71.2
	Kuadratik	807.6	-13.9	0.09067	-	77.6
	Kübik	849	-15.9	0.1135	-0.000076 ^{ös}	77.6
DJSG	Doğrusal	-178	16	-	-	77.4
	Kuadratik	27.3	7.052	0.09609	-	77.6
	Kübik	760.6	-41.21	1.143	-0.007485	77.7
DJBD	Doğrusal	-347	12.9	-	-	70.9
	Kuadratik	156.4	-1.335	0.1004	-	71.2
	Kübik	-3911	173.1	-2.378	0.01165	71.5

ös= İstatistiksel olarak önemsiz bulunmuştur (P>0.05).

Tüm verilerde dijital vücut parametrelerinden CA'ların tahmin edilmesinde elde edilen bütün doğrusal, kuadratik ve kübik modellerde en yüksek R²'yi DJVU vermiştir ve doğrusal, kuadratik ve kübik R² değerleri sırasıyla % 82.0, % 82.2 ve % 82.4 olarak bulunmuştur. Tüm verilerde sadece DJCDG kübik katsayı değeri istatistiksel olarak önemsizken (P>0.05) diğer dijital vücut parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik katsayı değerleri ise istatistiksel olarak önemli bulunmuştur (P<0.05) (Çizelge 4.2) Bozkurt vd., (2017b) DJVU parametresinin bulunduğu doğrusal, kuadratik ve kübik modellerde R² değerlerini sırasıyla % 93.9; % 94.3 ve % 94.3 olarak bu tez çalışmasındaki değerlerden yüksek; Özkaya (2006) ise bu değerleri sırasıyla % 63.6; % 63.6 ve % 63.9 olarak bu tez çalışmasından düşük bulmuşlardır.

Tüm verilerde CA'lar ile dijital vücut parametreleri arasındaki ilişkiler Çizelge 4.3'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.3. Tüm verilerde CA ve dijital vücut parametrelerinin ilişkileri

Tüm veriler vücut parametreleri	CA	DJVU	DJCDG	DJSG
DJVU	0.91			
DJCDG	0.84	0.78		
DJSG	0.88	0.81	0.75	
DJBD	0.84	0.77	0.82	0.75

Çizelge 4.3’de görüldüğü üzere tüm verilerde en yüksek korelasyon katsayısı gözlenen CA ile DJVU arasında $r=0.91$ olarak bulunmuştur. Bozkurt vd., (2017b) aynı parametrelerle korelasyon katsayısını $r=0.97$ olarak daha yüksek, Özkaya (2006) ise korelasyon katsayısını ($r=0.80$) bu çalışmadan daha düşük bulmuşlardır. İkinci en yüksek korelasyon katsayısı CA’lar ile DJSG arasında $r=0.88$ olarak bulunmuştur.

4.1.2. Tüm verilerde dijital vücut parametrelerinden canlı ağırlıkların YSA ile tahmin edilmesi

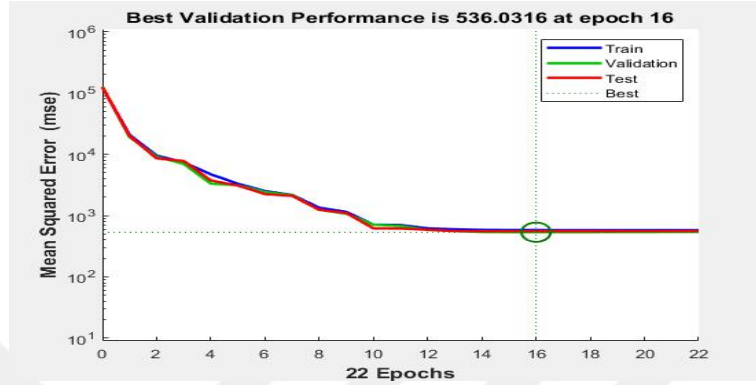
Tüm verilerde MATLAB yazılım programında YSA yöntemiyle dijital vücut parametrelerinden CA’ların tahmin edilmesinde 4 adet (DJVU, DJCDG, DJSG ve DJBD) dijital vücut parametresi girişleri, tahmini CA’lar ise çıkışları oluşturmuştur. Ayrıca veriler eğitim (%70), geçerlilik (%15) ve deneme (%15) verisi olarak sırasıyla 2403, 515 ve 515 adet şeklinde program tarafından belirlenmiştir.

Tüm verilerde dijital vücut parametrelerinin kullanıldığı YSA yöntemiyle elde edilen çok ve tek girişli tüm kombinasyonlarının eğitim, geçerlilik, deneme ve ortalama R^2 değerleri Çizelge 4.4’de gösterilmiştir.

Çizelge 4.4. Tüm verilerde canlı ağırlıkların tahminine ilişkin çok ve tek girişli YSA değerleri

Tüm verilerde çok girişli R^2 değerleri						
Tüm veriler	GİRİŞLER	ÇIKIŞ	Eğitim R^2 (%)	Geçerlilik R^2 (%)	Deneme R^2 (%)	Ortalama R^2 (%)
1	DJVU, DJCDG, DJSG, DJBD	CA	96.0	96.3	95.9	96.1
2	DJVU, DJCDG, DJSG	CA	95.7	95.9	94.2	95.5
3	DJVU, DJCDG, DJBD	CA	94.5	94.4	94.7	94.5
4	DJVU, DJSG, DJBD	CA	95.5	95.4	95.8	95.5
5	DJCDG, DJSG, DJBD	CA	94.7	93.3	92.8	94.3
6	DJVU, DJCDG	CA	94.2	89.7	94.2	93.6
7	DJVU, DJSG	CA	94.3	94.5	94.1	94.3
8	DJVU, DJBD	CA	93.6	93.4	93.6	93.5
9	DJCDG, DJSG	CA	93.5	93.8	93.8	93.6
10	DJCDG, DJBD	CA	89.8	91.3	90.0	90.1
11	DJSG, DJBD	CA	93.1	92.9	90.3	92.8
Tüm verilerde tek girişli R^2 değerler						
12	DJVU	CA	90.9	91.3	90.2	90.8
13	DJCDG	CA	88.1	88.4	88.3	88.0
14	DJSG	CA	87.9	90.3	88.4	88.4
15	DJBD	CA	84.1	88.1	83.4	84.7

Tüm verilerde CA'ların tahmin edilmesinde DJVU, DJCDG, DJSG ve DJBD'nin giriş parametreleri olarak kullanıldığı modelde diğer kombinasyonlara göre en yüksek ortalama R^2 değeri % 96.1 olarak bulunmuştur. Performans grafiği ise Şekil 4.3'de gösterilmiştir.

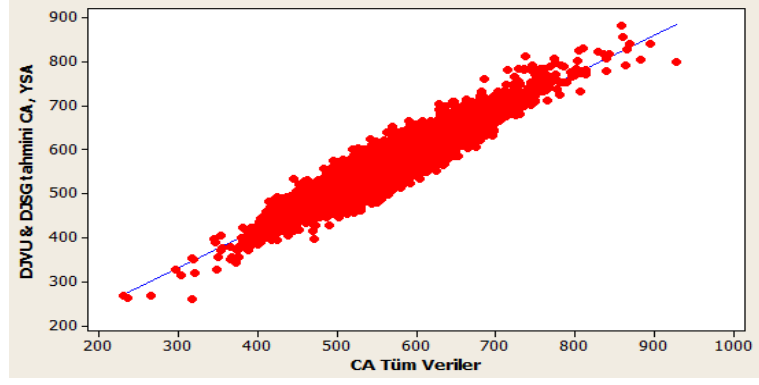


Şekil 4.3. Tüm verilerde dijital vücut parametrelerinin kullanıldığı ağ performans grafiği

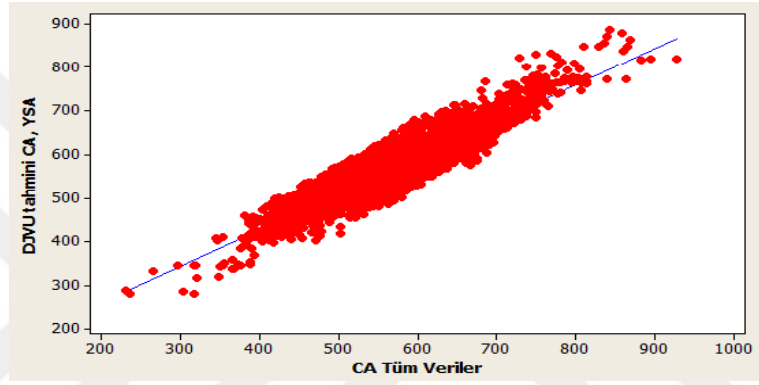
Şekil 4.3' de tüm verilerde tahmini CA'ların eğitim, geçerlik ve deneme verileri için ağ 22 kez tekrarlanmış ve en düşük hata değeri 16. tekrarlanmasında elde edilmiştir.

Çizelge 4.4'de iki girişli modellerde en yüksek ortalama R^2 değeri DJVU ile DJSG'nin giriş parametresi olarak kullanıldığı modelde % 94.3 olarak bulunmuştur. Tek girişli modeller arasında ise, DJVU'nun giriş olarak kullanıldığı modelde en yüksek ortalama R^2 değeri % 90.8 olarak bulunmuştur.

Tüm verilerde gözlenen CA'lar ile en yüksek R^2 değerlerini veren iki ve tek girişli tahmini CA'ların karşılaştırılması sırasıyla Şekil 4.4 ve Şekil 4.5'de verilmiştir.



Şekil 4.4. Tüm verilerde gözlenen CA'lar ile DJVU ve DJSJ parametrelerini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması



Şekil 4.5. Tüm verilerde gözlenen CA'lar ile DJVU parametresini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Tüm verilerde Şekil 4.4 ve Şekil 4.5'de görüldüğü üzere tahmini CA'lar 300-400 kg arasında gözlenen CA'lardan eksik, 750 kg ve üzeri birkaç hayvan hariç gözlenen CA'lardan daha fazla tahmin edilmiştir. Ancak her iki modelde genel olarak eksik tahmin yapma eğilimi göstermiştir.

Tüm verilerde her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi Çizelge 4.5' de incelenmiştir.

Çizelge 4.5. Tüm verilerde her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi

Tüm verilerde parametreler N:3433	b	R ²	r	MSPE	MSPE'nin %' si		
					Fark (bias)	Hat (Line)	Tesadüfi (Random)
DJVU&DJSG REGR	1.00048	0.88	0.939	862.86	0.0	0.0	1.0
DJVU&DJSG YSA	1.0077	0.89	0.943	808.03	0.0	0.0	1.0
DJVU REGR	0.99943	0.82	0.906	1306.7	0.0	0.0	1.0
DJVU YSA	0.991911	0.83	0.909	1267.3	0.0	0.0	1.0

Tüm verilerde YSA yöntemi ile tahmin edilen CA'ların DJVU ve DJSG 'nin giriş olarak kullanıldığı modelde en düşük MSPE değeri 808.03 olarak bulunmuş; bias, line ve random bileşenlerinin yüzdeler sırası ile 0.0, 0.0 ve 1.0 olarak bulunmuştur. Hem REGR yöntemiyle hemde YSA yöntemiyle elde edilen iki ve tek değişkenli tahmini CA'ların bias ve line yüzdeleri sıfır bulunmuş ve ortalama tahmin kareleri hatası tesadüften ileri gelmiştir. Bias yüzdesinin sıfır olması kullanılan iki yöntem ile de dijital vücut parametrelerinden CA'ların yüksek doğrulukta tahmin edilebilirliğini göstermektedir (Çizelge 4.5).

Tüm verilerde CA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri Çizelge 4.6'da verilmiştir.

Çizelge 4.6. Tüm verilerde her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri

Tüm verilerde parametreler N:3433	Ortalama (kg)	Standart Hata	En küçük (kg)	En büyük (kg)
Gözlenen CA	559.5	1.46	231.5	927.0
DJVU&DJSG REGR	558.9	1.37	246.2	851.3
DJVU&DJSG YSA	559.1	1.36	261.0	882.8
DJVU REGR	559.9	1.32	261.7	826.1
DJVU YSA	559.2	1.34	281.4	885.9

Tüm verilerde gözlenen CA'larının ortalaması 559.5 kg, en küçük ve en büyük ağırlıkları sırasıyla 231.5 ve 927 kg olarak bulunmuştur. Tüm verilerde DJVU ve DJSG'nin iki girişli YSA yöntemiyle tahmin edilen CA'lar da ortalama, en küçük ve en büyük ağırlıklar ise sırasıyla 559.1, 261.4 ve 882.8 kg olarak bulunmuştur.

4.2. Tüm Verilerde Sıcak Karkas Ağırlıkları Tahminleri

Tez çalışmasında kesimhanede kesim işlemleri tamamlanan büyükbaş hayvanların dijital karkas görüntüleri ve SKA'ları, hayvanların kesim öncesi kulak numaralarının hangi hayvana ait olduğu ilişkilendirilmiştir. Sol yarım karkaslarından elde edilen dijital karkas verilerinin analizleri ve değerlendirmeleri yapılmıştır.

4.2.1. Tüm verilerde dijital karkas parametrelerinden sıcak karkas ağırlıklarının REGR ile tahmin edilmesi

Tüm verilerde DJKU ve DJKG parametreleri kullanılarak tahmini SKA'ları, MINITAB istatistik programında regresyon analizi yapılarak değerlendirilmiştir. İki ve tek değişkenli REGR tahmin modelleri Çizelge 4.7'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.7. Tüm verilerde sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin iki ve tek değişkenli REGR modelleri

Tüm verilerde iki değişkenli model	R ² (%)	Mallows Cp
SKA = - 257 + 1.88 DJKU + 2.82 DJKG	75.3	3.0
Tüm verilerde tek değişkenli modeller		
SKA = - 262 + 2.97 DJKU	61.5	1933.1
SKA = -32.4 + 4.64 DJKG	59.9	2152.4

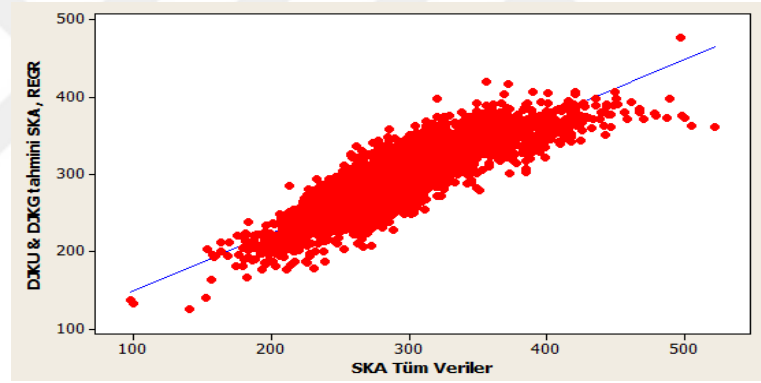
Çizelge 4.7'de tüm verilerde DJKU ve DJKU'nun kullanıldığı modelde, SKA'larının REGR yöntemiyle tahmininde R² % 75.3 olarak, Mallows Cp değeri 3.0 bulunmuştur. Bozkurt vd., (2008) yaptıkları çalışmada bu değeri daha düşük (% 63.9) bulmuşlardır.

Tüm verilerde DJKU'nun kullanıldığı tek değişkenli modelde ise SKA'nın tahmininde R² % 61.5, tek değişkenli modeller içinde en düşük Mallows Cp değeri

1933.1 bulunmuştur. Özkaya (2006), Bozkurt vd., (2008) ve Bozkurt vd., (2017a) bu değeri sırasıyla (% 63.9, % 60.6 ve % 59.8) bu çalışmadan daha düşük bulmuşlardır.

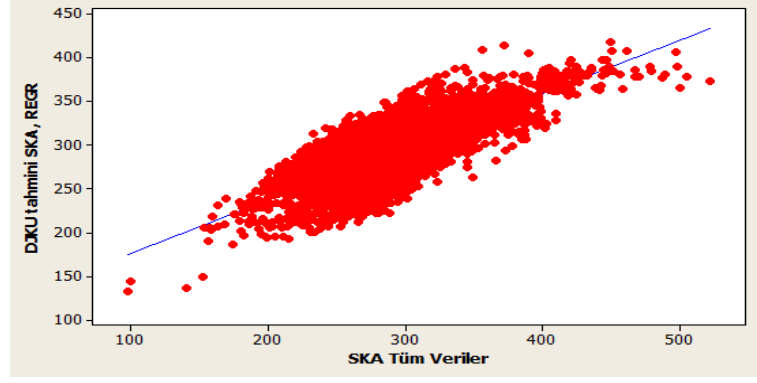
Bu çalışmada SKA modellerinden elde edilen R^2 değerlerinin, Özkaya (2006), Bozkurt vd., (2008) ve Bozkurt vd., (2017a) nin yapmış oldukları çalışmalarda bulmuş oldukları R^2 değerlerinden yüksek çıkma nedenleri, görüntü işleme obje ile kameralar arasındaki mesafenin belirlenip ölçüm programına sabit bir değer olarak girilmesinden ve dolayısıyla ölçümdeki hata oranının daha düşük olmasından kaynaklanabileceği düşünülmektedir.

Tüm verilerde gözlenen SKA'lar ile iki ve en yüksek R^2 değerlerini veren tek değişkenli REGR modellerinden elde edilen tahmini SKA'ların karşılaştırılması sırasıyla Şekil 4.6 ve Şekil 4.7'de gösterilmiştir.



Şekil 4.6. Tüm verilerde gözlenen SKA'lar ile DJKU ve DJKG parametrelerini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Tüm verilerde REGR yöntemiyle Şekil 4.6'da görüldüğü üzere 410 kg ve üzeri tahmini SKA'lar gözlenen SKA'lardan ve modelde genel olarak daha eksik tahmin yapma eğilimi göstermiştir.



Şekil 4.7. Tüm verilerde gözlenen SKA'lar ile DJKU parametresini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Tüm verilerde REGR yöntemiyle Şekil 4.7'de görüldüğü üzere 410 kg ve üzeri tahmini SKA'lar gözlenen SKA'lardan daha eksik tahmin edilmesine rağmen, model genel olarak fazla tahmin yapma eğilimi göstermiştir.

Tüm verilerde dijital karkas parametrelerinden SKA'larının tahmin edilmesinde doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri Çizelge 4.8'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.8. Tüm verilerde dijital karkas parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri

Tüm verilerde karkas parametreleri	Model	Sabit	b ₁	b ₂	b ₃	R ² %
DJKU	Doğrusal	-262	2.97	-	-	61.5
	Kuadratik	494	-5.128	0.02157	-	62.6
	Kübik	-919	17.61	-0.09980	0.000215	62.7
DJKG	Doğrusal	-32.4	4.64	-	-	59.9
	Kuadratik	145.6	-0.5843	0.03775	-	60.3
	Kübik	461.9	-14.4	0.2362	-0.000937	60.4

ös= İstatistiksel olarak önemsiz bulunmuştur (P>0.05).

Tüm verilerde dijital karkas parametrelerinden SKA'larının tahmin edilmesinde elde edilen bütün doğrusal, kuadratik ve kübik modellerde en yüksek R²'yi DJKU vermiştir ve doğrusal, kuadratik ve kübik R² değerleri sırasıyla % 61.5, % 62.6 ve % 62.7 olarak bulunmuştur. Dijital karkas parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik katsayı değerleri istatistiksel olarak önemli bulunmuştur (P<0.05) (Çizelge 4.8). Bozkurt vd., (2008) DJKU parametresinin bulunduğu doğrusal ve kuadratik modellerde R² değerlerini sırasıyla % 60.6 ve % 61.7 bu çalışmadan daha düşük, kübik modelde ise R² değerini % 65.8 bu çalışmadan daha yüksek bulmuşlardır.

Bozkurt vd., (2017a) ise doğrusal model R^2 değerini % 57.9 bu çalışmadan daha düşük, kuadratik ve kübik modellerde R^2 değerlerini sırasıyla % 71.6 ve % 72.3 bu çalışmadan daha yüksek bulmuşlardır.

Tüm verilerde SKA'ları ile dijital karkas parametreleri arasındaki ilişkiler Çizelge 4.9' da gösterilmiştir.

Çizelge 4.9. Tüm verilerde SKA ve dijital karkas parametrelerinin ilişkileri

Tüm veriler karkas parametreleri	SKA	DJKU
DJKU	0.79	
DJKG	0.78	0.61

Çizelge 4.9'da tüm verilerde en yüksek korelasyon katsayısı gözlenen SKA ile DJKU arasında $r=0.79$ olarak bulunmuştur. Bozkurt vd., (2008) ve Bozkurt vd., (2017a) yapmış oldukları çalışmalarda aynı parametrelerin kullanıldığı korelasyon katsayılarını sırasıyla $r=0.78$ ve $r=0.76$ olarak bu çalışmadan düşük bulmuşlardır.

4.2.2. Tüm verilerde dijital karkas parametrelerinden sıcak karkas ağırlıklarının YSA ile tahmin edilmesi

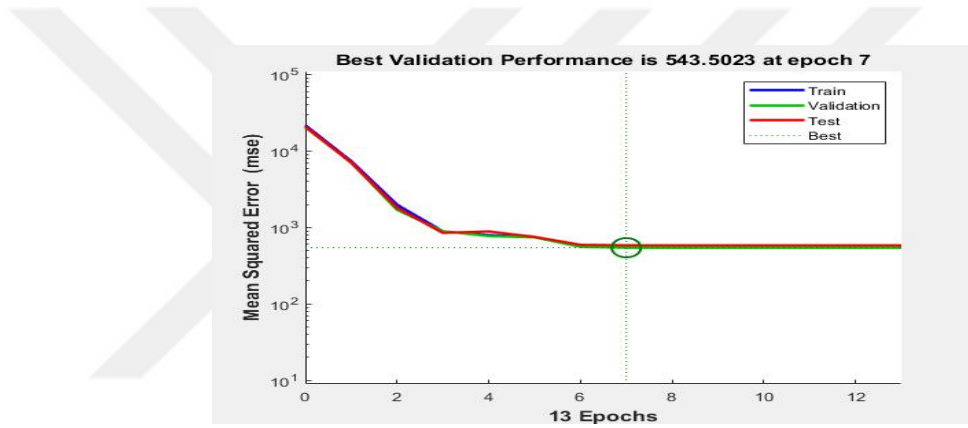
Tüm verilerde MATLAB yazılım programında YSA yöntemiyle dijital karkas parametrelerinden SKA'larının tahmin edilmesinde 2 adet dijital karkas parametresi (DJKU ve DJKG) girişleri, tahmini SKA'lar ise çıkışları oluşturmuştur. Ayrıca veriler eğitim (%70), geçerlilik (%15) ve deneme (%15) verisi olarak sırasıyla 2403, 515 ve 515 adet olarak program tarafından belirlenmiştir.

Tüm verilerde dijital karkas parametrelerinin kullanıldığı YSA yöntemiyle elde edilen iki ve tek girişli eğitim, geçerlilik, deneme ve ortalama R^2 değerleri Çizelge 4.10'da gösterilmiştir.

Çizelge 4.10. Tüm verilerde sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin iki ve tek girişli YSA değerleri

Tüm verilerde iki girişli R ² değerleri						
Tüm veriler	GİRİŞLER	ÇIKIŞ	Eğitim R ² (%)	Geçerlilik R ² (%)	Deneme R ² (%)	Ortalama R ² (%)
1	DJKU, DJKG	SKA	88.6	89.5	86.7	88.5
Tüm verilerde tek girişli R ² değerler						
2	DJKU	SKA	79.5	79.2	81.1	79.7
3	DJKG	SKA	77.9	78.2	78.8	78.1

Tüm verilerde SKA'ların tahmin edilmesinde DJKU ile DJKG' nin giriş parametresi olarak kullanıldığı modelde en yüksek ortalama R² değeri % 88.5 olarak bulunmuştur. Performans grafiği ise Şekil 4.8'de gösterilmiştir.

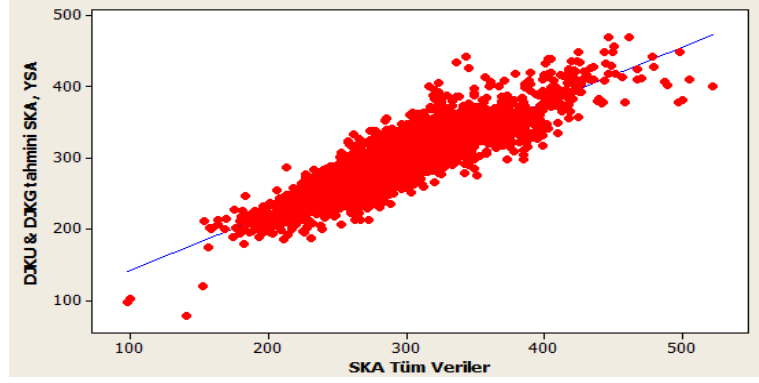


Şekil 4.8. Tüm verilerde dijital karkas parametrelerinin kullanıldığı ağ performans grafiği

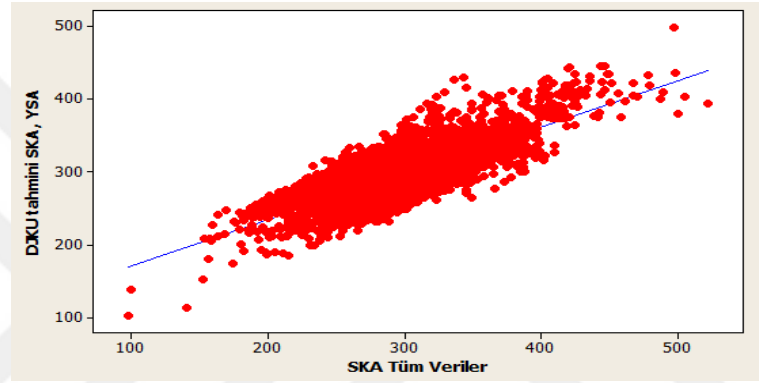
Şekil 4.8' de tüm verilerde tahmini SKA'ların eğitimi, geçerlilik ve deneme verileri için ağ 13 kez tekrarlanmış ve en düşük hata değeri 7. tekrarlanmasında elde edilmiştir.

Çizelge 4.10'da tüm verilerde tek girişli modellerde en yüksek ortalama R² değeri, DJKU' nun giriş olarak kullanıldığı modelde % 79.7 olarak bulunmuştur.

Tüm verilerde gözlenen SKA'lar ile iki ve en yüksek R² değerlerini veren tek girişli tahmini SKA'ların karşılaştırılması sırasıyla Şekil 4.9 ve Şekil 4.10'da verilmiştir.



Şekil 4.9. Tüm verilerde gözlenen SKA'lar ile DJKU ve DJKG parametrelerini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması



Şekil 4.10. Tüm verilerde gözlenen SKA'lar ile DJKU parametresini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Tüm verilerde Şekil 4.9 ve Şekil 4.10'da görüldüğü üzere 410 kg ve üzeri ağırlıklarda birkaç karkas hariç tahmini SKA'lar gözlenen SKA'lardan daha fazla tahmin edilmesine rağmen, her iki modelde genel olarak eksik tahmin yapma eğilimi göstermiştir.

Tüm verilerde her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi Çizelge 4.11' de incelenmiştir.

Çizelge 4.11. Tüm verilerde her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi

Tüm verilerde parametreler N:3433	b	R ²	r	MSPE	MSPE'nin %' si		
					Fark (bias)	Hat (Line)	Tesadüfi (Random)
DJKU&DJKG REGR	1.00249	0.754	0.868	630.68	0.0	0.0	1.0
DJKU&DJKG YSA	0.94484	0.728	0.853	702.89	0.0	0.009	0.991
DJKU REGR	1.00174	0.614	0.783	989.33	0.0	0.0	1.0
DJKU YSA	0.9977	0.636	0.797	932.82	0.0	0.0	1.0

Tüm verilerde REGR yöntemi ile tahmin edilen SKA'larının DJKU ve DJKG 'nin kullanıldığı modelde en düşük MSPE değeri 630.68 bulunmuştur. MSPE bias, line ve random yüzdelere baktığımızda, YSA yöntemiyle DJKU ve DJKG'nin giriş olarak kullanıldığı model haricinde tahmini SKA'larının bias, line ve random bileşenlerinin yüzdelik değerleri sırasıyla 0.0, 0.0 ve 1.0 olarak bulunmuş ve ortalama tahmin kareleri hatası tesadüften ileri gelmiştir. (Çizelge 4.11).

Tüm verilerde SKA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri Çizelge 4.12'de verilmiştir.

Çizelge 4.12. Tüm verilerde her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri

Tüm verilerde parametreler N:3433	Ortalama (kg)	Standart Hata	En küçük (kg)	En büyük (kg)
Gözlenen SKA	294.4	0.86	98.2	521.8
DJKU&DJKG REGR	294.0	0.74	124.8	476.5
DJKU&DJKG YSA	294.3	0.76	77.3	469.4
DJKU REGR	294.6	0.67	132.4	418.7
DJKU YSA	294.1	0.69	103.1	497.3

Tüm verilerde gözlenen SKA'ların ortalaması 294.4 kg, en küçük ve en büyük ağırlıkları sırasıyla 98.2 ve 521.8 kg olarak bulunmuştur. DJKU ve DJKG'nin iki

girişli YSA yöntemiyle tahmin edilen SKA'larında ortalama, en küçük ve en büyük ağırlıklar ise sırasıyla 294.6, 77.3 ve 469.4 kg olarak bulunmuştur.

4.3. Irklara Göre Canlı Ağırlık Tahminleri

Elde edilen dijital vücut verilerinin, tüm verilerde değerlendirmesi tamamlandıktan sonra veriler; Siyah Alaca, Esmer, Simental ve Diğer ırklar olarak 4 ırk grubu halinde sınıflandırılmış ve her bir ırka ait veriler de kendi içinde değerlendirilmiştir.

4.3.1. Siyah Alaca ırkı dijital vücut parametrelerinden canlı ağırlıkların REGR ile tahmin edilmesi

Siyah Alaca ırkı dijital vücut parametreleri çoklu regresyon analizi yapılarak değerlendirilmiş CA'lar için elde edilen çok ve tek değişkenli tahmin modelleri Çizelge 4.13'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.13. Siyah Alaca ırkı canlı ağırlıkların tahminine ilişkin çok ve tek değişkenli REGR modelleri

Siyah Alaca ırkı çok değişkenli modeller	R ² (%)	Mallows Cp
CA = - 589 + 3.26 DJVU + 1.61 DJCDG + 5.53 DJSG + 2.83 DJBD	90.0	5.0
CA = - 601 + 3.63 DJVU + 2.55 DJCDG + 6.22 DJSG	88.9	256.8
CA = - 666 + 4.52 DJVU + 2.15 DJCDG + 3.9 DJBD	86.8	770.7
CA = - 509 + 3.59 DJVU + 5.9 DJSG + 3.83 DJBD	89.3	155.6
CA = - 521 + 2.81 DJCDG + 8.7 DJSG + 4.29 DJBD	85.3	1135.4
CA = - 698 + 5.29 DJVU + 3.61 DJCDG	84.8	1272.5
CA = - 452 + 4.55 DJVU + 7.44 DJSG	86.9	738.0
CA = - 565 + 5.09 DJVU + 5.36 DJBD	85.7	1047.6
CA = - 529 + 4.55 DJCDG + 10.4 DJSG	82.8	1751.1
CA = - 624 + 4.85 DJCDG + 7.58 DJBD	75.4	-
CA = - 358 + 10.0 DJSG + 6.45 DJBD	83.3	1637.5
Siyah Alaca ırkı tek değişkenli modeller		
CA = - 497 + 7.2 DJVU	80.5	2322.0
CA = - 682 + 9.28 DJCDG	66.1	5841.5
CA = - 155 + 15.5 DJSG	75.0	3666.1
CA = - 339 + 12.7 DJBD	68.5	5254.3

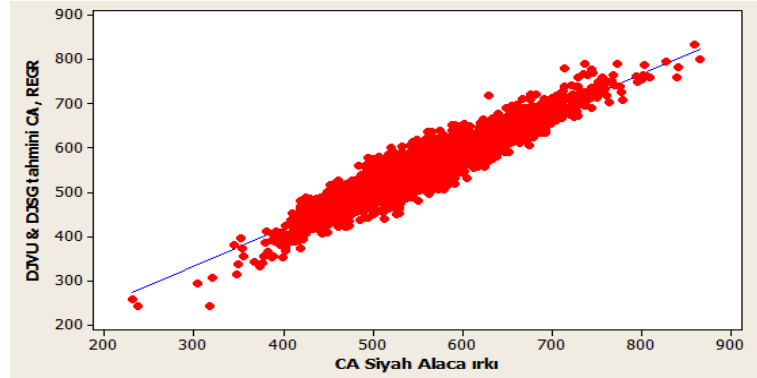
Çizelge 4.13'de Siyah Alaca ırkının 4 adet dijital vücut parametresinin kullanıldığı modelde CA'ların tahmin edilmesinde determinasyon katsayısı % 90.0 olarak bulunmuştur. Siyah Alaca ırkı için, Bozkurt vd., (2013)'nin yaptıkları çalışmada aynı parametrelerin kullanıldığı modelde R²'yi % 94.9 ile bu çalışmadan daha yüksek

bulmuşlar, Özkaya (2006) ise R^2 'yi % 56.3 ile bu çalışmadan daha düşük olarak bulmuştur.

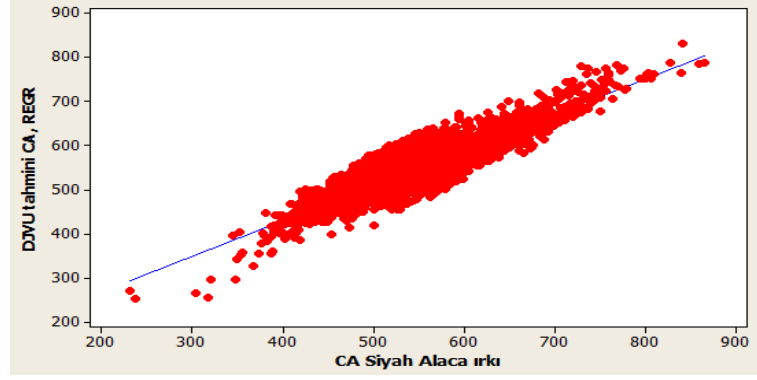
Siyah Alaca ırkı DJVU ve DJSG'nin kullanıldığı iki değişkenli modelde CA'nın tahmin edilmesinde determinasyon katsayısı % 86.9 olarak, iki değişkenli modeller içinde en düşük Mallows Cp değeri 738.0 bulunmuştur. Siyah Alaca ırkı için, Bozkurt vd., (2013) R^2 değerini % 93.5 ile bu çalışmadan daha yüksek, Özkaya (2006) ise R^2 'yi % 50.1 ile bu çalışmadan daha düşük bulmuşlardır.

Siyah Alaca ırkı tek değişkenli CA tahmin modellerinde en yüksek R^2 % 80.5, en düşük Mallows Cp değeri 2322.0 ile DJVU'da bulunmuştur. Siyah Alaca ırkı için, Bozkurt vd., (2013)'nin yaptıkları çalışmada R^2 % 92.8 ile bu çalışmadan daha yüksek, Özkaya (2006) ise yaptığı çalışmada R^2 'yi % 47.7 ile bu çalışmadan daha düşük bulmuşlardır.

Siyah Alaca ırkı gözlenen CA'lar ile en yüksek R^2 değerlerini veren iki ve tek değişkenli REGR modellerinden elde edilen tahmini CA'ların karşılaştırılması sırasıyla Şekil 4.13 ve Şekil 4.14'de gösterilmiştir.



Şekil 4.11. Siyah Alaca ırkı gözlenen CA'lar ile DJVU ve DJSG parametrelerini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması



Şekil 4.12. Siyah Alaca ırkı gözlenen CA'lar ile DJVU parametresini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Siyah Alaca ırkı REGR yöntemiyle Şekil 4.11 ve Şekil 4.12'de görüldüğü üzere 400 kg ve altındaki tahmini CA'lar gözlenen CA'larda olduğu gibi her iki modelde genel olarak eksik tahmin yapma eğilimi göstermiştir.

Siyah Alaca ırkı dijital vücut parametrelerinden CA'ların tahmin edilmesinde doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri Çizelge 4.14'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.14. Siyah Alaca ırkı dijital vücut parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri

Siyah Alaca ırkı vücut parametreleri	Model	Sabit	b ₁	b ₂	b ₃	R ² %
DJVU	Doğrusal	-497	7.2	-	-	80.5
	Kuadratik	-27.7	0.798	0.02174	-	80.7
	Kübik	-1145	24.1	-0.1387	0.000367 ^{ös}	80.7
DJCDG	Doğrusal	-682	9.28	-	-	66.1
	Kuadratik	792.6	-13.9	0.09062	-	75.4
	Kübik	913.1	-20.52	0.1689	-0.000265	75.4
DJSG	Doğrusal	-155	15.5	-	-	75
	Kuadratik	-42.5	10.53	0.05310	-	75
	Kübik	938.6	-53.93	1.451	-0.009995	75.6
DJBD	Doğrusal	-339	12.7	-	-	68.5
	Kuadratik	57.9	1.474	0.07928	-	68.7
	Kübik	-3957	173.3	-2.356	0.01143	69.0

ös= İstatistiksel olarak önemsiz bulunmuştur (P>0.05).

Siyah Alaca ırkı dijital vücut parametrelerinden CA'ların tahmin edilmesinde elde edilen bütün doğrusal, kuadratik ve kübik modellerde en yüksek R²'yi DJVU vermiştir ve doğrusal, kuadratik ve kübik R² değerleri sırasıyla % 80.5, % 80.7 ve % 80.7 olarak bulunmuştur. Siyah Alaca ırkının sadece DJVU parametresi kübik katsayı değeri istatistiksel olarak önemsizken (P>0.05) diğer dijital vücut parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik katsayı değerleri ise istatistiksel olarak

önemli bulunmuştur ($P<0.05$) (Çizelge 4.14). Özkaya (2006) Siyah Alacalarda DJVU parametresinin bulunduğu doğrusal, kuadratik ve kübik modellerde R^2 değerlerini sırasıyla % 47.7; % 47.9 ve % 48.4 olarak bu tez çalışmasındaki değerlerden düşük bulmuştur.

Siyah Alaca ırkı CA'lar ile dijital vücut parametreleri arasındaki ilişkiler Çizelge 4.15'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.15. Siyah Alaca ırkı CA ve dijital vücut parametrelerinin ilişkileri

Siyah Alaca ırkı vücut parametreleri	CA	DJVU	DJCDG	DJSG
DJVU	0.90			
DJCDG	0.81	0.76		
DJSG	0.87	0.79	0.71	
DJBD	0.83	0.76	0.79	0.73

Çizelge 4.15'de görüldüğü üzere Siyah Alaca ırkı en yüksek korelasyon katsayısı gözlenen CA ile DJVU arasında $r=0.90$ olarak bulunmuştur. Siyah Alaca ırkı gözlenen CA ile DJSG arasında ise korelasyon katsayısı $r= 0.87$ olarak bulunmuştur.

4.3.2. Siyah Alaca ırkı dijital vücut parametrelerinden canlı ağırlıkların YSA ile tahmin edilmesi

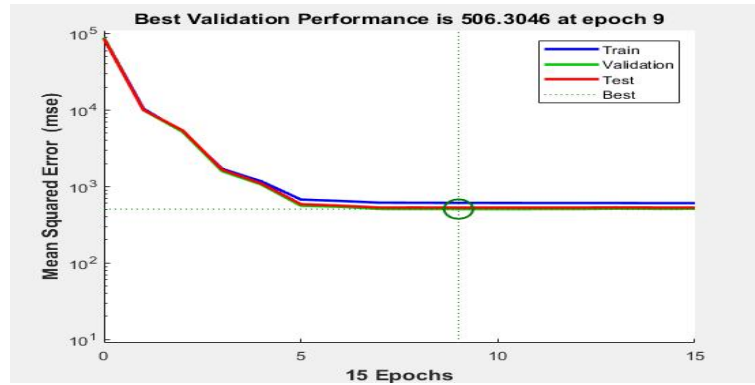
Siyah Alaca ırkı YSA yöntemiyle dijital vücut parametrelerinden CA'ların tahmin edilmesinde 4 adet (DJVU, DJCDG, DJSG ve DJBD) dijital vücut parametresi girişleri, tahmini CA'lar ise çıkışları oluşturmuştur. Ayrıca veriler eğitim (%70), geçerlilik (%15) ve deneme (%15) verisi olarak sırasıyla 1730, 371 ve 371 adet şeklinde program tarafından belirlenmiştir.

Siyah Alaca ırkı dijital vücut parametrelerinin kullanıldığı YSA yöntemiyle elde edilen çok ve tek girişli tüm kombinasyonlarının eğitim, geçerlilik, deneme ve ortalama R^2 değerleri Çizelge 4.16'da gösterilmiştir.

Çizelge 4.16. Siyah Alaca ırkı canlı ağırlıkların tahminine ilişkin çok ve tek girişli YSA değerleri

Siyah Alaca ırkı çok girişli R ² değerleri						
Siyah Alaca ırkı	GİRİŞLER	ÇIKIŞ	Eğitim R ² (%)	Geçerlilik R ² (%)	Deneme R ² (%)	Ortalama R ² (%)
1	DJVU, DJCDG, DJSG, DJBD	CA	95.1	95.9	95.9	95.3
2	DJVU, DJCDG, DJSG	CA	95.1	94.8	91.9	94.6
3	DJVU, DJCDG, DJBD	CA	93.6	94.4	93.4	93.7
4	DJVU, DJSG, DJBD	CA	94.8	94.9	93.5	94.7
5	DJCDG, DJSG, DJBD	CA	93.6	92.5	93.0	93.4
6	DJVU, DJCDG	CA	93.1	92.9	93.7	93.2
7	DJVU, DJSG	CA	93.5	93.2	94.0	93.6
8	DJVU, DJBD	CA	92.9	92.5	91.2	92.7
9	DJCDG, DJSG	CA	92.7	92.5	92.6	92.7
10	DJCDG, DJBD	CA	88.5	90.6	90.1	89.1
11	DJSG, DJBD	CA	91.9	91.9	91.2	91.8
Siyah Alaca ırkı tek girişli R ² değerleri						
12	DJVU	CA	90.2	87.3	91.0	90.0
13	DJCDG	CA	86.6	87.1	88.3	86.9
14	DJSG	CA	87.4	85.6	86.5	86.9
15	DJBD	CA	83.5	84.6	80.1	83.1

Siyah Alaca ırkı CA'ların tahmin edilmesinde DJVU, DJCDG, DJSG ve DJBD'nin giriş parametreleri olarak kullanıldığı modelde diğer kombinasyonlara göre en yüksek ortalama R² değeri % 95.3 olarak bulunmuştur. Performans grafiği ise Şekil 4.13' da gösterilmiştir.

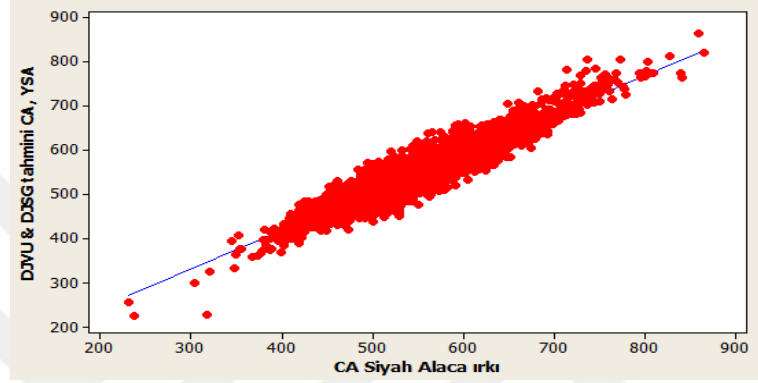


Şekil 4.13. Siyah Alaca ırkı dijital vücut parametrelerinin kullanıldığı ağ performans grafiği

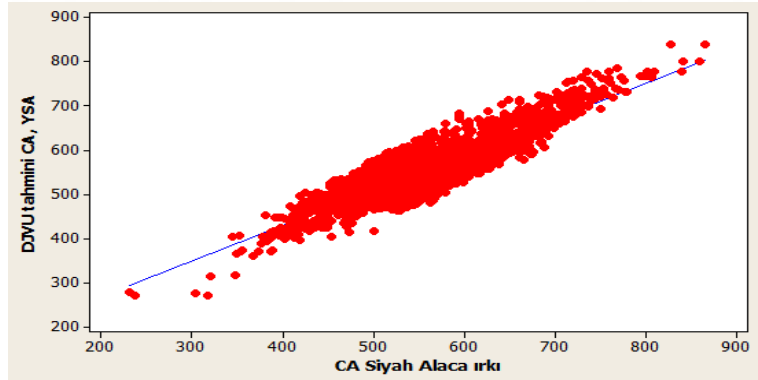
Şekil 4.13' da Siyah Alaca ırkı tahmini CA'ların eğitimi, geçerlilik ve deneme verileri için ağ 15 kez tekrarlanmış ve en düşük hata değeri 9. tekrarlanmasında elde edilmiştir.

Çizelge 4.16’da Siyah Alaca ırkı iki girişli modellerde en yüksek ortalama R^2 değeri DJVU ile DJSG’ nin giriş parametresi olarak kullanıldığı modelde % 93.6 olarak bulunmuştur. Tek girişli modeller arasında ise en yüksek R^2 değeri % 90.0 ile DJVU’ nun giriş olarak kullanıldığı modelde bulunmuştur.

Siyah Alaca ırkı gözlenen CA’lar ile en yüksek R^2 değerlerini veren iki ve tek girişli tahmini CA’ların karşılaştırılması sırasıyla Şekil 4.14 ve Şekil 4.15’de verilmiştir.



Şekil 4.14. Siyah Alaca ırkı gözlenen CA’lar ile DJVU ve DJSG parametrelerini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması



Şekil 4.15. Siyah Alaca ırkı gözlenen CA’lar ile DJVU parametresini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Siyah Alaca ırkı YSA yöntemiyle Şekil 4.14 ve Şekil 4.15’de görüldüğü üzere 750 kg ve üzeri tahmini CA’lar gözlenen CA’lardan daha fazla tahmin edilmesine rağmen, her iki modelde genel olarak eksik tahmin yapma eğilimi göstermiştir.

Siyah Alaca ırkı her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi Çizelge 4.17’ de incelenmiştir.

Çizelge 4.17. Siyah Alaca ırkı her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi

Siyah Alaca ırkı parametreler N:2472	b	R ²	r	MSPE	MSPE'nin %' si		
					Fark (bias)	Hat (Line)	Tesadüf (Random)
DJVU&DJSG REGR	1.00001	0.869	0.932	839.5	0.0	0.0	1.0
DJVU&DJSG YSA	1.00377	0.876	0.936	791.86	0.0	0.0	1.0
DJVU REGR	1.00053	0.805	0.897	1248.5	0.0	0.0	1.0
DJVU YSA	0.95601	0.784	0.886	1384.4	0.0	0.008	0.992

Siyah Alaca ırkı YSA yöntemi ile tahmin edilen CA'ların DJVU ve DJSG 'nin giriş olarak kullanıldığı modelde en düşük MSPE değeri 791.86 olarak bulunmuş; bias, line ve random bileşenlerinin yüzdeler sırası ile 0.0, 0.0 ve 1.0 olarak bulunmuştur (Çizelge 4.17). Siyah Alaca ırkı için bias yüzdelerinin sıfır olması kullanılan iki yöntem ile de dijital vücut parametrelerinden CA'ların yüksek doğrulukta tahmin edilebilirliğini göstermektedir.

Siyah Alaca ırkı CA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri Çizelge 4.18'de verilmiştir.

Çizelge 4.18. Siyah Alaca ırkı her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri

Siyah Alaca ırkı parametreler N:2472	Ortalama (kg)	Standart Hata	En küçük (kg)	En büyük (kg)
Gözlenen CA	554.8	1.61	231.5	865.0
DJVU&DJSG REGR	554.6	1.50	241.1	836.0
DJVU&DJSG YSA	554.6	1.50	225.4	863.2
DJVU REGR	554.7	1.44	252.5	831.4
DJVU YSA	554.5	1.44	270.4	840.5

Siyah Alaca ırkı gözlenen CA'larının ortalaması 554.8 kg, en küçük ve en büyük ağırlıkları sırasıyla 241.1 ve 865 kg olarak bulunmuştur. Siyah Alaca ırkı DJVU ve

DJSG'nin iki girişli YSA yöntemiyle tahmin edilen CA'lar da ortalama, en küçük ve en büyük ağırlıklar ise sırasıyla 554.6, 225.4 ve 863.2 kg olarak bulunmuştur.

4.3.3. Esmer ırkı dijital vücut parametrelerinden canlı ağırlıkların REGR ile tahmin edilmesi

Esmer ırkı dijital vücut parametreleri çoklu regresyon analizi yapılarak değerlendirilmiş CA'lar için elde edilen çok ve tek değişkenli tahmin modelleri Çizelge 4.19'da gösterilmiştir.

Çizelge 4.19. Esmer ırkı canlı ağırlıkların tahminine ilişkin çok ve tek değişkenli REGR modelleri

Esmer ırkı çok değişkenli modeller	R ² (%)	Mallows Cp
CA = - 534 + 3.25 DJVU + 1.95 DJCDG + 4.54 DJSG + 2.4 DJBD	95.0	5.0
CA = - 561 + 3.48 DJVU + 3.01 DJCDG + 4.96 DJSG	94.6	9.8
CA = - 581 + 4.16 DJVU + 2.44 DJCDG + 3.23 DJBD	93.3	28.4
CA = - 440 + 3.64 DJVU + 4.85 DJSG + 3.73 DJBD	94.5	10.1
CA = - 578 + 3.98 DJCDG + 7.56 DJSG + 3.89 DJBD	91.0	62.9
CA = - 625 + 4.61 DJVU + 3.98 DJCDG	92.4	39.3
CA = - 387 + 4.64 DJVU + 6.19 DJSG	92.9	31.9
CA = - 466 + 4.75 DJVU + 5.01 DJBD	92.5	37.6
CA = - 629 + 6.02 DJCDG + 8.66 DJSG	89.7	79.8
CA = - 700 + 6.16 DJCDG + 6.49 DJBD	85.1	-
CA = - 371 + 9.17 DJSG + 7.44 DJBD	88.7	94.5
Esmer ırkı tek değişkenli modeller		
CA = - 397 + 6.68 DJVU	89.4	82.9
CA = - 826 + 10.5 DJCDG	81.2	204.0
CA = - 174 + 16.0 DJSG	80.0	222.0
CA = - 383 + 13.7 DJBD	79.0	236.9

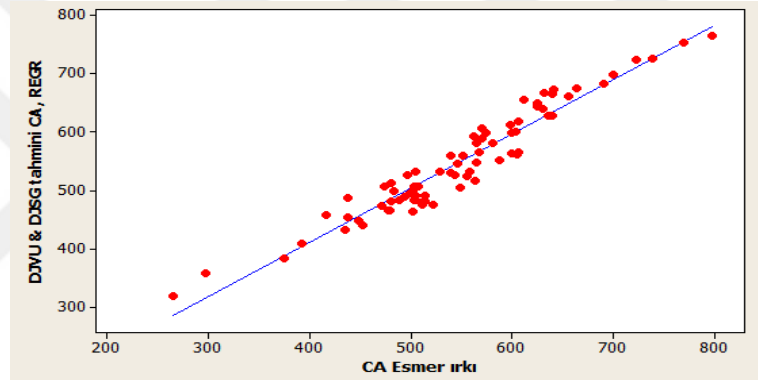
Çizelge 4.19'da Esmer ırkı 4 adet dijital vücut parametresinin kullanıldığı modelde CA'ların tahmin edilmesinde R² % 95.0 olarak bulunmuştur. Esmer ırkı için, Bozkurt vd., (2013)'nin yaptıkları çalışmada aynı parametrelerin kullanıldığı modelde R²'yi % 96.0 ile bu çalışmadan daha yüksek bulmuşlar, Özkaya (2006) ise R²'yi % 81.1 ile bu çalışmadan daha düşük olarak bulmuştur.

Esmer ırkı DJVU ve DJSG'nin kullanıldığı iki değişkenli modelde CA'nın tahmin edilmesinde R² % 92.9 olarak, iki değişkenli modeller içinde en düşük Mallows Cp değeri 31.9 bulunmuştur. Esmer ırkında ırkı için, Bozkurt vd., (2013) R² değerini %

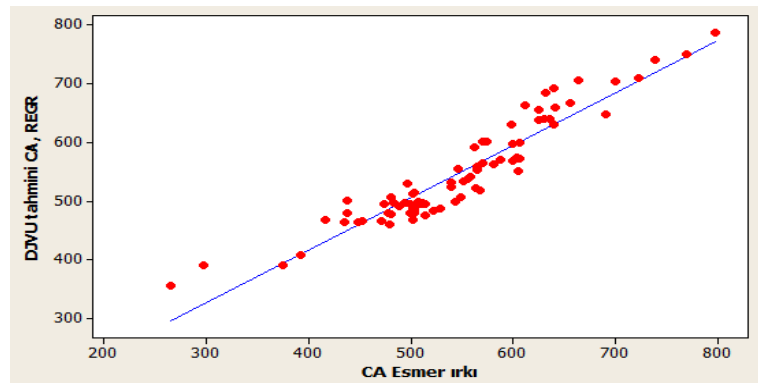
95.2 ile bu çalışmadan daha yüksek, Özkaya (2006) ise R^2 'yi % 76.7 ile bu çalışmadan daha düşük bulmuşlardır.

Esmer ırkı tek değişkenli CA tahmin modellerinde en yüksek R^2 % 89.4, en düşük Mallows Cp değeri 82.9 ile DJVU'da bulunmuştur. Bozkurt vd., (2013)'nin yaptıkları çalışmada R^2 % 95.0 ile bu çalışmadan daha yüksek, Özkaya (2006) ise yaptığı çalışmada R^2 'yi % 80.7 ile bu çalışmadan daha düşük bulmuşlardır.

Esmer ırkı gözlenen CA'lar ile en yüksek R^2 değerlerini veren iki ve tek değişkenli REGR modellerinden elde edilen tahmini CA'ların karşılaştırılması sırasıyla Şekil 4.16 ve Şekil 4.17'de gösterilmiştir.



Şekil 4.16. Esmer ırkı gözlenen CA'lar ile DJVU ve DJSJG parametrelerini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması



Şekil 4.17. Esmer ırkı gözlenen CA'lar ile DJVU parametresini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Esmer ırkı REGR yöntemiyle Şekil 4.16 ve Şekil 4.17’de görüldüğü üzere 500-600 kg arasında tahmini CA’lar gözlenen CA’lardan daha eksik tahmin edilmesine rağmen, her iki modelde genel olarak fazla tahmin yapma eğilimi göstermiştir.

Esmer ırkı dijital vücut parametrelerinden CA’ların tahmin edilmesinde doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri Çizelge 4.20’de gösterilmiştir.

Çizelge 4.20. Esmer ırkı dijital vücut parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri

Esmer ırkı vücut parametreleri	Model	Sabit	b ₁	b ₂	b ₃	R ² %
DJVU	Doğrusal	-397	6.68	-	-	89.4
	Kuadratik	-1441	21.18	-0.04994	-	90.7
	Kübik	-10289	208.1	-1.357	0.003023	92.7
DJCDG	Doğrusal	-826	10.5	-	-	80.2
	Kuadratik	32.3	-2.76	0.05101 ^{ös}	-	81.4
	Kübik	-33203	772.5	-5.954	0.01545	82.5
DJSG	Doğrusal	-174	16.04	-	-	81.0
	Kuadratik	-213.8	17.86	-0.0206 ^{ös}	-	82.0
	Kübik	-2729	198.1	-4.256	0.03266	83.2
DJBD	Doğrusal	-383	13.7	-	-	79.0
	Kuadratik	-604.8	20.15	-0.04721 ^{ös}	-	79.1
	Kübik	-6714	291.9	-4.039	0.01935	80.3

ös= İstatistiksel olarak önemsiz bulunmuştur (P>0.05).

Esmer ırkı dijital vücut parametrelerinden CA’ların tahmin edilmesinde elde edilen bütün doğrusal, kuadratik ve kübik modellerde en yüksek R²’yi DJVU vermiştir ve doğrusal, kuadratik ve kübik R² değerleri sırasıyla % 89.4, % 90.7 ve % 92.7 olarak bulunmuştur. Esmer ırkı DJCDG, DJSG ve DJBD parametrelerinin kuadratik katsayı değerleri istatistiksel olarak önemsizken (P>0.05) diğer dijital vücut parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik katsayı değerleri istatistiksel olarak önemli bulunmuştur (P<0.05) (Çizelge 4.20). Özkaya (2006) Esmer ırkında DJVU parametresinin bulunduğu doğrusal, kuadratik ve kübik modellerde R² değerlerini sırasıyla % 80.7; % 82.4 ve % 82.7 olarak bu tez çalışmasındaki değerlerden düşük bulmuştur.

Esmer ırkı CA’lar ile dijital vücut parametreleri arasındaki ilişkiler Çizelge 4.21’de gösterilmiştir.

Çizelge 4.21. Esmer ırkı CA ve dijital vücut parametrelerinin ilişkileri

Esmer ırkı vücut parametreleri	CA	DJVU	DJCDG	DJSG
DJVU	0.95			
DJCDG	0.89	0.86		
DJSG	0.90	0.84	0.80	
DJBD	0.88	0.83	0.88	0.79

Esmer ırkı en yüksek korelasyon katsayısı gözlenen CA ile DJVU arasında $r=0.95$ olarak, gözlenen CA ile DJSG arasında ise korelasyon katsayısı $r= 0.90$ olarak bulunmuştur (Çizelge 4.21).

4.3.4. Esmer ırkı dijital vücut parametrelerinden canlı ağırlıkların YSA ile tahmin edilmesi

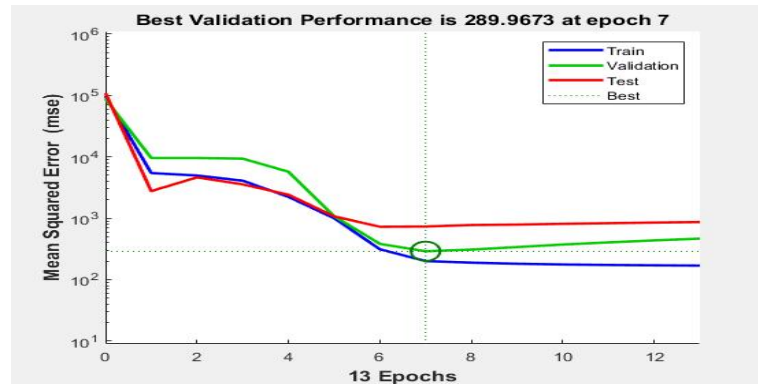
Esmer ırkı YSA yöntemiyle dijital vücut parametrelerinden CA'ların tahmin edilmesinde 4 adet (DJVU, DJCDG, DJSG ve DJBD) dijital vücut parametresi girişleri, tahmini CA'lar ise çıkışları oluşturmuştur. Ayrıca veriler eğitim (%70), geçerlilik (%15) ve deneme (%15) verisi olarak sırasıyla 55, 12 ve 12 adet şekilde program tarafından belirlenmiştir.

Esmer ırkı dijital vücut parametrelerinin kullanıldığı YSA yöntemiyle elde edilen çok ve tek girişli tüm kombinasyonlarının eğitim, geçerlilik, deneme ve ortalama R^2 değerleri Çizelge 4.22'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.22. Esmer ırkı canlı ağırlıkların tahminine ilişkin çok ve tek girişli YSA değerleri

Esmer ırkı çok girişli R ² değerleri						
Esmer ırkı	GİRİŞLER	ÇIKIŞ	Eğitim R ² (%)	Geçerlilik R ² (%)	Deneme R ² (%)	Ortalama R ² (%)
1	DJVU, DJCDG, DJSG, DJBD	CA	98.9	98.5	93.2	98.3
2	DJVU, DJCDG, DJSG	CA	98.8	94.4	96.7	98.1
3	DJVU, DJCDG, DJBD	CA	98.3	94.8	98.1	97.9
4	DJVU, DJSG, DJBD	CA	98.3	89.7	96.8	97.4
5	DJCDG, DJSG, DJBD	CA	94.2	96.9	97.1	94.9
6	DJVU, DJCDG	CA	97.8	97.8	97.1	97.6
7	DJVU, DJSG	CA	97.4	96.9	98.9	97.8
8	DJVU, DJBD	CA	96.9	98.5	96.9	97.2
9	DJCDG, DJSG	CA	94.1	96.5	89.5	93.9
10	DJCDG, DJBD	CA	93.9	92.3	91.6	92.8
11	DJSG, DJBD	CA	93.9	90.0	90.6	92.8
Esmer ırkı tek girişli R ² değerleri						
12	DJVU	CA	96.2	93.3	96.5	95.8
13	DJCDG	CA	92.6	82.9	91.1	91.2
14	DJSG	CA	92.1	91.2	90.3	91.4
15	DJBD	CA	91.6	86.9	81.9	90.3

Esmer ırkı CA'ların tahmin edilmesinde DJVU, DJCDG, DJSG ve DJBD'nin giriş parametreleri olarak kullanıldığı modelde diğer kombinasyonlara göre en yüksek ortalama R² değeri % 98.3 olarak bulunmuştur. Performans grafiği ise Şekil 4.18' de gösterilmiştir.

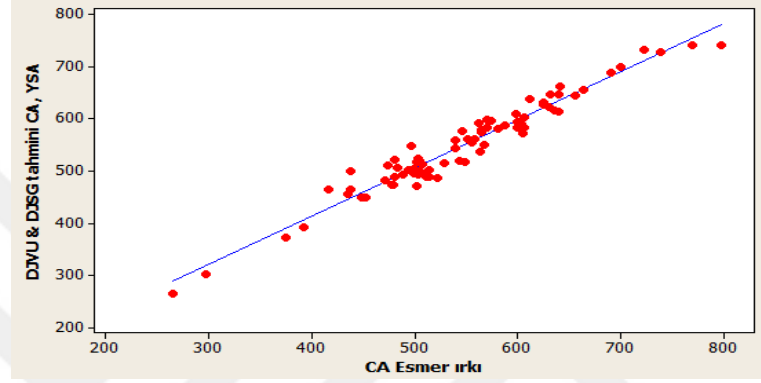


Şekil 4.18. Esmer ırkı dijital vücut parametrelerinin kullanıldığı ağ performans grafiği

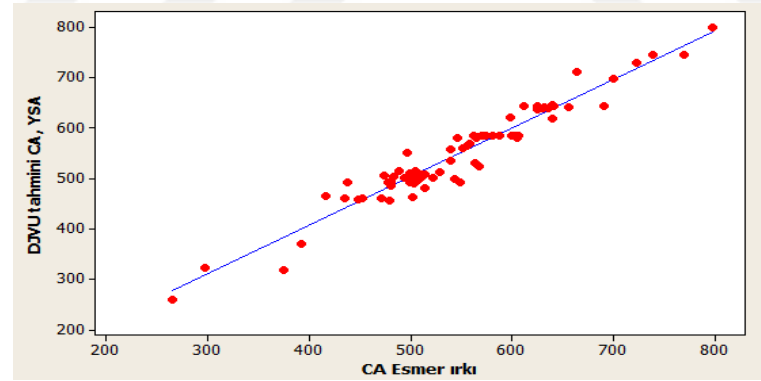
Şekil 4.21' de Esmer ırkı tahmini CA'ların eğitim, geçerlik ve deneme verileri için ağ 13 kez tekrarlanmış ve en düşük hata değeri 7. tekrarlanmasında elde edilmiştir.

Çizelge 4.22’de Esmer ırkı iki girişli modellerde en yüksek ortalama R^2 değeri DJVU ile DJSG’ nin giriş parametresi olarak kullanıldığı modelde % 97.8 olarak, tek girişli modeller arasında ise en yüksek R^2 değeri % 95.8 ile DJVU’ nun giriş olarak kullanıldığı modelde bulunmuştur.

Esmer ırkı gözlenen CA’lar ile en yüksek R^2 değerlerini veren iki ve tek girişli tahmini CA’ların karşılaştırılması sırasıyla Şekil 4.19 ve Şekil 4.20’de verilmiştir.



Şekil 4.19. Esmer ırkı gözlenen CA’lar ile DJVU ve DJSG parametrelerini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması



Şekil 4.20. Esmer ırkı gözlenen CA’lar ile DJVU parametresini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Esmer ırkı YSA yöntemiyle Şekil 4.19 ve Şekil 4.20’de tahmini CA’lar gözlenen CA’lardan genel olarak fazla tahmin yapma eğilimi göstermiştir.

Esmer ırkı her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi Çizelge 4.23’ de incelenmiştir.

Çizelge 4.23. Esmer ırkı her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi

Esmer ırkı parametreler N:79	b	R ²	r	MSPE	MSPE'nin %' si		
					Fark (bias)	Hat (Line)	Tesadüfi (Random)
DJVU&DJSG REGR	0.99946	0.929	0.964	614.71	0.0	0.0	1.0
DJVU&DJSG YSA	1.02573	0.95	0.975	436.14	0.004	0.012	0.984
DJVU REGR	0.99928	0.894	0.945	930.15	0.0	0.0	1.0
DJVU YSA	0.96732	0.934	0.966	591.38	0.002	0.016	0.983

Esmer ırkının YSA yöntemi ile tahmin edilen canlı ağırlıkların DJVU ve DJSG 'nin kullanıldığı modelde MSPE değeri 436.14 bulunmuş; bias, line ve random bileşenlerinin yüzdelik değerleri sırası ile 0.004, 0.012 ve 0.984 olarak bulunmuştur (Çizelge 4.23). Esmer ırkı için bias yüzdelerinin, REGR tahmini CA'larda sıfır; YSA tahmini CA'larda sıfır yakın olması kullanılan iki yöntem ile de dijital vücut parametrelerinden CA'ların yüksek doğrulukta tahmin edilebilirliğini göstermektedir.

Esmer ırkı CA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri Çizelge 4.24'de verilmiştir.

Çizelge 4.24. Esmer ırkı her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri

Esmer ırkı parametreler N:79	Ortalama (kg)	Standart Hata	En küçük (kg)	En büyük (kg)
Gözlenen CA	546.1	10.5	266.0	797.5
DJVU&DJSG REGR	546.3	10.1	318.1	764.7
DJVU&DJSG YSA	547.4	9.97	264.8	742.1
DJVU REGR	546.5	9.92	355.1	786.0
DJVU YSA	547.1	10.5	259.2	798.4

Esmer ırkı gözlenen CA'ların ortalaması 546.1 kg, en küçük ve en büyük ağırlıkları sırasıyla 266.0 ve 797.5 kg olarak bulunmuştur. Esmer ırkı DJVU ve DJSG'nin iki girişli YSA yöntemiyle tahmin edilen CA'lar da ortalama, en küçük ve en büyük ağırlıklar ise sırasıyla 547.4, 264.8 ve 742.1 kg olarak bulunmuştur.

4.3.5. Simental ırkı dijital vücut parametrelerinden canlı ağırlıkların REGR ile tahmin edilmesi

Simental ırkı dijital vücut parametreleri çoklu regresyon analizi yapılarak değerlendirilmiş CA'lar için elde edilen çok ve tek değişkenli tahmin modelleri Çizelge 4.25'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.25. Simental ırkı canlı ağırlıkların tahminine ilişkin çok ve tek değişkenli REGR modelleri

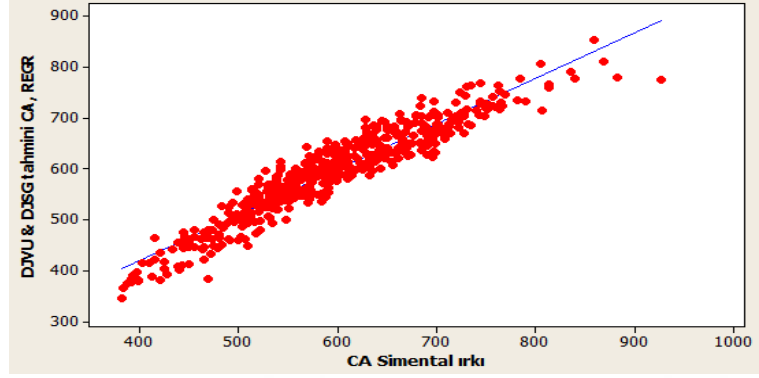
Simental ırkı çok değişkenli modeller	R² (%)	Mallows Cp
CA = - 659 + 2.58 DJVU + 3.52 DJCDG + 4.13 DJSG + 2.63 DJBD	95.2	5.0
CA = - 697 + 2.72 DJVU + 4.78 DJCDG + 4.83 DJSG	94.5	70.1
CA = - 710 + 3.54 DJVU + 3.92 DJCDG + 3.31 DJBD	94.1	106.2
CA = - 535 + 3.53 DJVU + 4.89 DJSG + 4.98 DJBD	93.5	171.7
CA = - 605 + 4.9 DJCDG + 6.82 DJSG + 3.02 DJBD	93.4	183.6
CA = - 771 + 3.94 DJVU + 5.66 DJCDG	89.9	524.5
CA = - 516 + 4.86 DJVU + 7.58 DJSG	93.0	215.5
CA = - 579 + 4.82 DJVU + 6.12 DJBD	92.0	317.2
CA = - 645 + 6.45 DJCDG + 7.8 DJSG	92.5	270.8
CA = - 670 + 6.88 DJCDG + 4.81 DJBD	89.6	-
CA = - 369 + 9.65 DJSG + 7.08 DJBD	89.5	552.6
Simental ırkı tek değişkenli modeller		
CA = - 587 + 7.69 DJVU	87.1	798.7
CA = - 757 + 10.1 DJCDG	85.8	928.4
CA = - 232 + 17.2 DJSG	81.0	1411.8
CA = - 320 + 12.9 DJBD	80.6	1452.8

Çizelge 4.25'de Simental ırkı 4 adet dijital vücut parametresinin kullanıldığı modelde CA'ların tahmin edilmesinde determinasyon katsayısı % 95.2 olarak bulunmuştur.

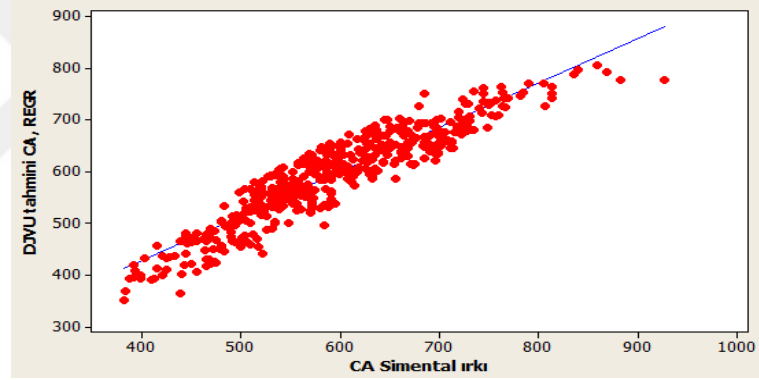
Simental ırkı iki değişkenli modellerde CA'ların tahmin edilmesinde DJVU ile DJSG'nin kullanıldığı modelde en yüksek determinasyon katsayısı % 93.0, en düşük Mallows Cp değeri 215.5 olarak bulunmuştur.

Simental ırkı tek değişkenli modellere baktığımızda ise CA'ların tahmin edilmesinde DJVU'nun kullanıldığı modelde en yüksek determinasyon katsayısı % 87.1, en düşük Mallows Cp değeri 798.7 olarak bulunmuştur.

Simental ırkı gözlenen CA'lar ile en yüksek R^2 değerlerini veren iki ve tek değişkenli REGR modellerinden elde edilen tahmini CA'ların karşılaştırılması sırasıyla Şekil 4.21 ve Şekil 4.22'de gösterilmiştir.



Şekil 4.21. Simental ırkı gözlenen CA'lar ile DJVU ve DJSJG parametrelerini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması



Şekil 4.22. Simental ırkı gözlenen CA'lar ile DJVU parametresini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Simental ırkı REGR yöntemiyle Şekil 4.21 ve Şekil 4.22'de tahmini CA'lar gözlenen CA'lardan her iki modelde de genel olarak eksik tahmin yapma eğilimi göstermiştir.

Simental ırkı dijital vücut parametrelerinden CA'ların tahmin edilmesinde doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri Çizelge 4.26' da gösterilmiştir.

Çizelge 4.26. Simental ırkı dijital vücut parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri

Simental ırkı vücut parametreleri	Model	Sabit	b ₁	b ₂	b ₃	R ² %
DJVU	Doğrusal	-587	7.69	-	-	87.1
	Kuadratik	964.6	-12.86	0.06770	-	87.3
	Kubik	-3415	74.39	-0.5087	0.001263	87.4
DJCDG	Doğrusal	-757	10.1	-	-	85.8
	Kuadratik	127.2	-3.064	0.04854	-	87.1
	Kubik	-5049	112.7	-0.8118	0.002124 ^{ös}	87.2
DJSG	Doğrusal	-232	17.2	-	-	81.0
	Kuadratik	10.0	7.005	0.1073 ^{ös}	-	81.2
	Kubik	1608	-95.36	2.269	-0.01506	81.4
DJBD	Doğrusal	-320	12.9	-	-	80.6
	Kuadratik	-62.0	5.701	0.04992 ^{ös}	-	80.7
	Kubik	-3518	152.3	-2.009	0.009575	80.9

ös= İstatistiksel olarak önemsiz bulunmuştur (P>0.05).

Simental ırkı dijital vücut parametrelerinden CA'ların tahmin edilmesinde elde edilen bütün doğrusal, kuadratik ve kübik modellerde en yüksek R²'yi DJVU vermiştir ve doğrusal, kuadratik ve kübik R² değerleri sırasıyla % 87.3, % 87.3 ve % 87.4 olarak bulunmuştur. Simental ırkı DJCDG parametresi kübik katsayı değeri ile DJSG ve DJBD parametreleri kuadratik katsayı değerleri istatistiksel olarak önemsizken (P>0.05) diğer dijital vücut parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik katsayı değerleri istatistiksel olarak önemli bulunmuştur (P<0.05) (Çizelge 4.26).

Simental ırkı CA'lar ile dijital vücut parametreleri arasındaki ilişkiler Çizelge 4.27'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.27. Simental ırkı CA ve dijital vücut parametrelerinin ilişkileri

Simental ırkı vücut parametreleri	CA	DJVU	DJCDG	DJSG
DJVU	0.93			
DJCDG	0.90	0.86		
DJSG	0.91	0.86	0.82	
DJBD	0.90	0.81	0.88	0.80

Çizelge 4.27'de Simental ırkı en yüksek korelasyon katsayısı gözlenen CA ile DJVU arasında r=0.93 olarak, gözlenen CA ile DJSG arasında ise korelasyon katsayısı r=0.91 olarak bulunmuştur.

4.3.6. Simental ırkı dijital vücut parametrelerinden canlı ağırlıkların YSA ile tahmin edilmesi

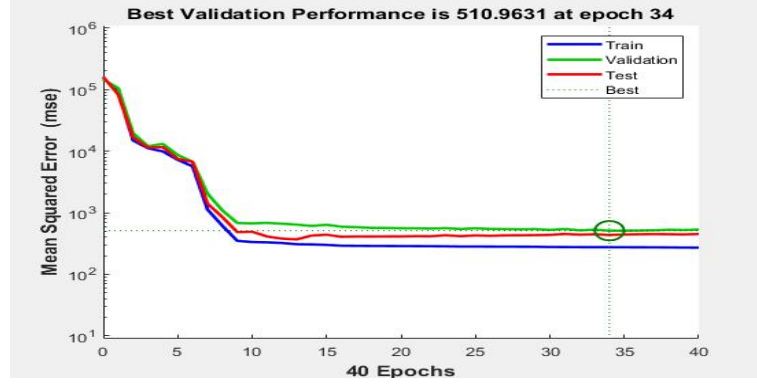
Simental ırkı YSA yöntemiyle dijital vücut parametrelerinden CA'ların tahmin edilmesinde 4 adet (DJVU, DJCDG, DJSG ve DJBD) dijital vücut parametresi girişleri, tahmini CA'lar ise çıkışları oluşturmuştur. Ayrıca veriler eğitim (%70), geçerlilik (%15) ve deneme (%15) verisi olarak sırasıyla 342, 73 ve 73 adet şeklinde program tarafından belirlenmiştir.

Simental ırkı dijital vücut parametrelerinin kullanıldığı YSA yöntemiyle elde edilen çok ve tek girişli tüm kombinasyonlarının eğitim, geçerlilik, deneme ve ortalama R^2 değerleri Çizelge 4.28'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.28. Simental ırkı canlı ağırlıkların tahminine ilişkin çok ve tek girişli YSA değerleri

Simental ırkı çok girişli R^2 değerleri						
Simental ırkı	GİRİŞLER	ÇIKIŞ	Eğitim R^2 (%)	Geçerlilik R^2 (%)	Deneme R^2 (%)	Ortalama R^2 (%)
1	DJVU, DJCDG, DJSG, DJBD	CA	98.4	97.9	97.7	98.1
2	DJVU, DJCDG, DJSG	CA	97.7	97.5	97.6	97.7
3	DJVU, DJCDG, DJBD	CA	97.6	97.5	97.0	97.5
4	DJVU, DJSG, DJBD	CA	97.8	95.3	96.3	97.2
5	DJCDG, DJSG, DJBD	CA	97.5	97.4	96.9	97.4
6	DJVU, DJCDG	CA	95.6	96.3	95.9	95.5
7	DJVU, DJSG	CA	97.4	97.3	96.7	97.3
8	DJVU, DJBD	CA	96.3	96.4	96.9	96.4
9	DJCDG, DJSG	CA	97.1	95.5	95.8	96.6
10	DJCDG, DJBD	CA	95.6	94.7	91.7	95.0
11	DJSG, DJBD	CA	95.6	94.8	91.8	95.1
Simental ırkı tek girişli R^2 değerleri						
12	DJVU	CA	94.2	91.3	93.6	93.7
13	DJCDG	CA	90.8	90.7	85.6	89.9
14	DJSG	CA	93.3	93.2	94.4	93.3
15	DJBD	CA	90.2	90.7	89.4	90.1

Simental ırkı CA'ların tahmin edilmesinde DJVU, DJCDG, DJSG ve DJBD'nin giriş parametreleri olarak kullanıldığı modelde diğer kombinasyonlara göre en yüksek ortalama R^2 değeri % 98.1 olarak bulunmuştur. Performans grafiği ise Şekil 4.23' de gösterilmiştir.

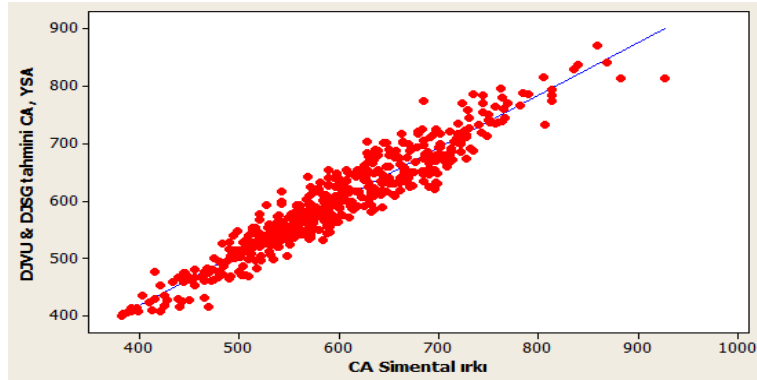


Şekil 4.23. Simental ırkı dijital vücut parametrelerinin kullanıldığı ağ performans grafiği

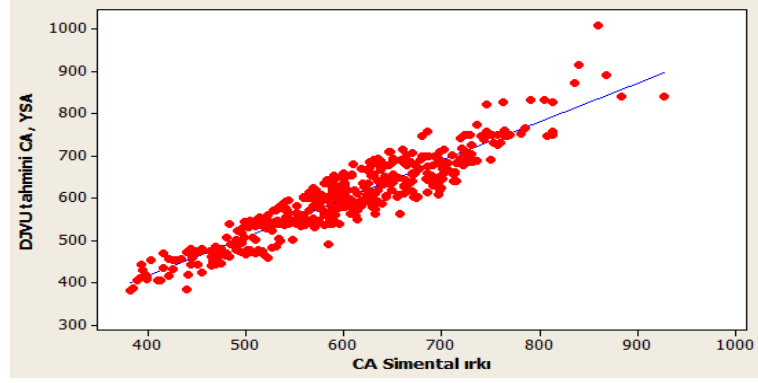
Şekil 4.23’ de Simental ırkı tahmini CA’ların eğitim, geçerlik ve deneme verileri için ağ 40 kez tekrarlanmış ve en düşük hata değeri 34. tekrarlanmasında elde edilmiştir.

Çizelge 4.28’de Simental ırkı iki girişli modellerde en yüksek ortalama R^2 değeri DJVU ile DJSG’ nin giriş parametresi olarak kullanıldığı modelde % 97.3 olarak, tek girişli modellerde ise en yüksek R^2 değeri % 93.7 ile DJVU’ nun giriş olarak kullanıldığı modelde bulunmuştur.

Simental ırkı gözlenen CA’lar ile en yüksek R^2 değerlerini veren iki ve tek girişli tahmini CA’ların karşılaştırılması sırasıyla Şekil 4.24 ve Şekil 4.25’de verilmiştir.



Şekil 4.24. Simental ırkı gözlenen CA’lar ile DJVU ve DJSG parametrelerini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması



Şekil 4.25. Simental ırkı gözlenen CA'lar ile DJVU parametresini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Simental ırkı YSA yöntemiyle Şekil 4.24'de görüldüğü üzere tahmini CA'lar, gözlenen CA'lardan genel olarak fazla tahmin yapma eğiliminde iken, Şekil 4.25'de model genel olarak eksik tahmin yapma eğilimi göstermiştir

Simental ırkı her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi Çizelge 4.29' da incelenmiştir.

Çizelge 4.29. Simental ırkı her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi

Simental ırkı parametreler N:488	b	R ²	r	MSPE	MSPE'nin %' si		
					Fark (bias)	Hat (Line)	Tesadüfi (Random)
DJVU&DJSG REGR	1.00075	0.899	0.948	921.0	0.001	0.0	0.999
DJVU&DJSG YSA	1.00158	0.913	0.956	782.6	0.001	0.0	0.999
DJVU REGR	1.00023	0.858	0.927	1277.8	0.0	0.0	1.0
DJVU YSA	0.95843	0.871	0.933	1192.4	0.001	0.012	0.986

Simental ırkı YSA yöntemi ile tahmin edilen CA'ların DJVU ve DJSG'nin kullanıldığı modelde MSPE değeri 782.6 bulunmuş bias, line ve random bileşenlerinin yüzdeler değeri sırası ile 0.001, 0.0 ve 0.999 olarak bulunmuştur (Çizelge 4.29). Simental ırkı bias ve line yüzdesinin düşük oluşu kullanılan iki yöntemde CA'ları tahmin etmede güçlü olduğunu, kullanılan iki yöntem ile de dijital vücut parametrelerinden CA'ların yüksek doğrulukta tahmin edilebilirliğini göstermektedir.

Simental ırkı CA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri Çizelge 4.30’da verilmiştir.

Çizelge 4.30. Simental ırkı her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri

Simental ırkı parametreler N:488	Ortalama (kg)	Standart Hata	En küçük (kg)	En büyük (kg)
Gözlenen CA	595.1	4.31	382.0	927.0
DJVU&DJSG REGR	594.0	4.09	344.9	854.1
DJVU&DJSG YSA	596.2	4.12	400.3	870.1
DJVU REGR	594.4	4.00	351.9	804.9
DJVU YSA	593.9	4.20	382.2	1008.2

Simental ırkı gözlenen CA’ların ortalaması 595.1 kg, en küçük ve en büyük ağırlıkları sırasıyla 382.0 ve 927.0 kg olarak bulunmuştur. Simental ırkı DJVU ve DJSG’nin iki girişli YSA yöntemiyle tahmin edilen CA’lar da ortalama, en küçük ve en büyük ağırlıklar ise sırasıyla 596.2, 400.3 ve 870.1 kg olarak bulunmuştur.

4.3.7. Diğer ırkların dijital vücut parametrelerinden canlı ağırlıkların REGR ile tahmin edilmesi

Diğer ırkların dijital vücut parametreleri çoklu regresyon analizi yapılarak değerlendirilmiş CA’lar için elde edilen çok ve tek değişkenli tahmin modelleri Çizelge 4.31’de gösterilmiştir.

Çizelge 4.31. Diğer ırkların canlı ağırlıklarının tahminine ilişkin çok ve tek değişkenli REGR modelleri

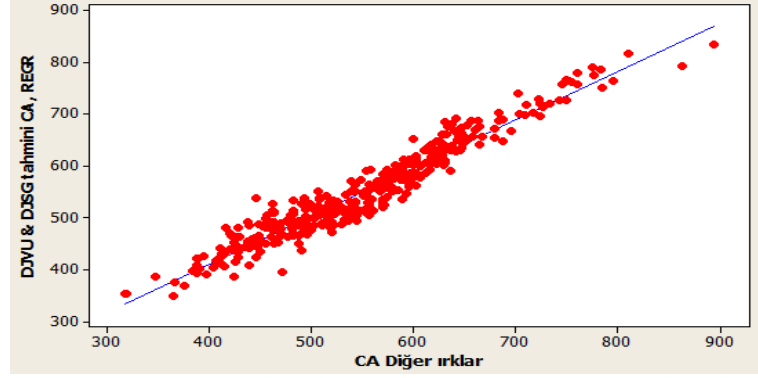
Diğer ırklar çok değişkenli modeller	R² (%)	Mallows Cp
CA = - 544 + 3.64 DJVU + 1.34 DJCDG + 5.29 DJSG + 2.32 DJBD	94.2	5.0
CA = - 555 + 3.98 DJVU + 2.14 DJCDG + 5.65 DJSG	93.7	38.4
CA = - 636 + 4.53 DJVU + 2.58 DJCDG + 2.95 DJBD	92.1	145.3
CA = - 482 + 3.92 DJVU + 5.88 DJSG + 2.99 DJBD	94.0	20.1
CA = - 551 + 3.28 DJCDG + 8.23 DJSG + 4.32 DJBD	89.4	328.9
CA = - 657 + 5.04 DJVU + 3.73 DJCDG	91.2	201.5
CA = - 439 + 4.71 DJVU + 6.99 DJSG	92.9	89.3
CA = - 523 + 5.33 DJVU + 4.54 DJBD	91.0	214.3
CA = - 573 + 5.27 DJCDG + 9.51 DJSG	87.4	460.4
CA = - 719 + 6.35 DJCDG + 6.32 DJBD	83.4	-
CA = - 380 + 10.5 DJSG + 6.59 DJBD	87.6	442.2
Diğer ırklar tek değişkenli modeller		
CA = - 465 + 7.12 DJVU	88.3	394.9
CA = - 795 + 10.3 DJCDG	78.9	1030.8
CA = - 196 + 16.4 DJSG	80.8	897.3
CA = - 391 + 13.7 DJBD	74.8	1306.1

Çizelge 4.31’de Diğer ırkların 4 adet dijital vücut parametresinin kullanıldığı modelde CA’ların tahmin edilmesinde determinasyon katsayısı % 94.2 olarak bulunmuştur. Özkaya (2006)’nın melez ırklarda bu tez çalışmasıyla aynı parametrelerin kullanıldığı modelde R²’yi % 78.7 ile bu tez çalışmasından daha düşük olarak bulmuştur.

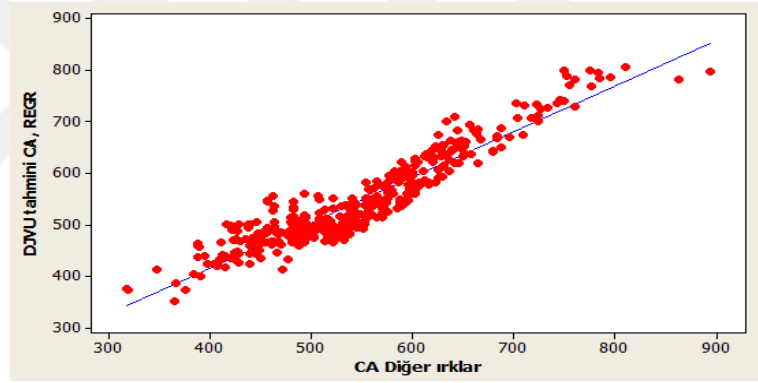
Diğer ırkların iki değişkenli modellerde CA’ların tahmin edilmesinde DJVU ile DJSG’nin kullanıldığı modelde en yüksek determinasyon katsayısı % 92.9, en düşük Mallows Cp değeri 89.3 olarak bulunmuştur. Özkaya (2006)’nın melez ırklarda bu R² değerini % 77.4 ile bu tez çalışmasından daha düşük olarak bulmuştur.

Diğer ırkların tek değişkenli tahmin modellerine baktığımızda ise, CA’ların tahmin edilmesinde DJVU’nun kullanıldığı modelde en yüksek determinasyon katsayısı % 88.3, en düşük Mallows Cp değeri 394.9 olarak bulunmuştur. Bu R² değeri Özkaya (2006)’nın melez ırklardaki DJVU’nun tek değişken olarak kullanıldığı modelde % 75.6 ile bu tez çalışmasından daha düşük olarak bulmuştur.

Diğer ırkların gözlenen CA'lar ile en yüksek R^2 değerlerini veren iki ve tek değişkenli REGR modellerinden elde edilen tahmini CA'ların karşılaştırılması sırasıyla Şekil 4.26 ve Şekil 4.27'de gösterilmiştir.



Şekil 4.26. Diğer ırkların gözlenen CA'lar ile DJVU ve DJSJG parametrelerini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması



Şekil 4.27. Diğer ırkların gözlenen CA'lar ile DJVU parametresini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Diğer ırkların REGR yöntemiyle Şekil 4.26 ve Şekil 4.27'de görüldüğü üzere tahmini CA'lar gözlenen CA'lardan her iki model de genel olarak eksik tahmin yapma eğilimi göstermiştir.

Diğer ırkların dijital vücut parametrelerinden CA'ların tahmin edilmesinde doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri Çizelge 4.32' de gösterilmiştir.

Çizelge 4.32. Diğer ırkların dijital vücut parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri

Diğer ırklar vücut parametreleri	Model	Sabit	b ₁	b ₂	b ₃	R ² %
DJVU	Doğrusal	-465	7.12	-	-	88.3
	Kuadratik	-869.9	12.67	-0.01886	-	88.5
	Kubik	-4836	94.15	-0.5732	0.001249	88.7
DJCDG	Doğrusal	-795	10.3	-	-	78.9
	Kuadratik	791.1	-13.8	0.09086	-	79.7
	Kubik	4952	-108.3	0.8030	-0.001782 ^{ös}	79.8
DJSG	Doğrusal	-196	16.4	-	-	80.8
	Kuadratik	230.2	-2.544	0.2080	-	81.5
	Kubik	555.2	-24.16	0.6809	-0.003406	81.5
DJBD	Doğrusal	-391	13.7	-	-	74.8
	Kuadratik	146.8	-1.805	0.1103	-	75.1
	Kubik	-1082	51.55	-0.656	0.003640 ^{ös}	75.2

ös= İstatistiksel olarak önemsiz bulunmuştur (P>0.05).

Diğer ırkların dijital vücut parametrelerinden CA'ların tahmin edilmesinde elde edilen bütün doğrusal, kuadratik ve kübik modellerde en yüksek R²'yi DJVU vermiştir ve doğrusal, kuadratik ve kübik R² değerleri sırasıyla % 88.3, % 88.5 ve % 88.7 olarak bulunmuştur. Diğer ırkların DJCDG ve DJBD parametreleri kübik katsayı değerleri istatistiksel olarak önemsizken (P>0.05) diğer dijital vücut parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik katsayı değerleri istatistiksel olarak önemli bulunmuştur (P<0.05) (Çizelge 4.32). Özkaya (2006)'nın yapmış olduğu çalışmada melez ırklardaki DJVU parametresinden CA tahminleri üzerindeki doğrusal, kuadratik ve kübik modellerdeki R² değerlerini sırasıyla % 75.6; % 76.7 ve % 80.1 ile bu çalışmadan daha düşük bulmuştur.

Diğer ırkların CA'lar ile dijital vücut parametreleri arasındaki ilişkiler Çizelge 4.33'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.33. Diğer ırkların CA ve dijital vücut parametrelerinin ilişkileri

Diğer ırklar vücut parametreleri	CA	DJVU	DJCDG	DJSG
DJVU	0.94			
DJCDG	0.89	0.85		
DJSG	0.90	0.83	0.83	
DJBD	0.87	0.82	0.85	0.78

Çizelge 4.33’de diğer ırkların CA’ları ile dijital vücut parametreleri arasındaki en yüksek korelasyon katsayısı gözlenen CA ile DJVU arasında $r=0.94$ olarak, gözlenen CA ile DJSG arasında ise korelasyon katsayısı $r=0.90$ olarak bulunmuştur.

4.3.8. Diğer ırkların dijital vücut parametrelerinden canlı ağırlıkların YSA ile tahmin edilmesi

Diğer ırkların YSA yöntemiyle dijital vücut parametrelerinden CA’ların tahmin edilmesinde 4 adet (DJVU, DJCDG, DJSG ve DJBD) dijital vücut parametresi girişleri, tahmini CA’lar ise çıkışları oluşturmuştur. Ayrıca veriler eğitim (%70), geçerlilik (%15) ve deneme (%15) verisi olarak sırasıyla 276, 59 ve 59 adet şeklinde program tarafından belirlenmiştir.

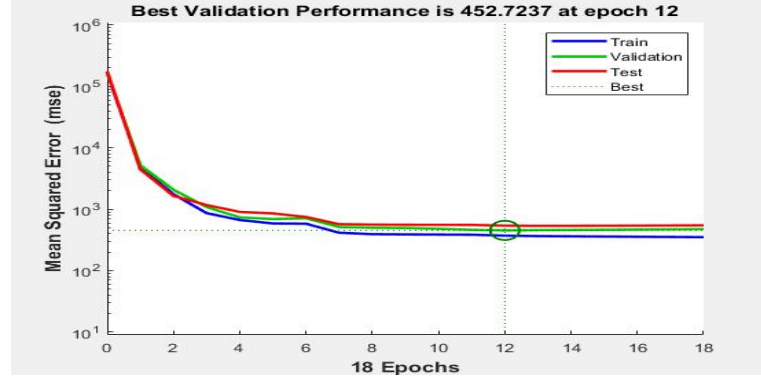
Diğer ırkların dijital vücut parametrelerinin kullanıldığı YSA yöntemiyle elde edilen çok ve tek girişli tüm kombinasyonlarının eğitim, geçerlilik, deneme ve ortalama R^2 değerleri Çizelge 4.34’de gösterilmiştir.

Çizelge 4.34. Diğer ırkların canlı ağırlıklarının tahminine ilişkin çok ve tek girişli YSA değerleri

Diğer ırklar çok girişli R^2 değerleri						
Diğer ırklar	GİRİŞLER	ÇIKIŞ	Eğitim R^2 (%)	Geçerlilik R^2 (%)	Deneme R^2 (%)	Ortalama R^2 (%)
1	DJVU, DJCDG, DJSG, DJBD	CA	97.7	97.7	97.0	97.6
2	DJVU, DJCDG, DJSG	CA	97.4	96.8	91.8	96.9
3	DJVU, DJCDG, DJBD	CA	96.2	96.0	96.9	96.3
4	DJVU, DJSG, DJBD	CA	97.5	97.1	96.5	97.2
5	DJCDG, DJSG, DJBD	CA	96.0	92.6	91.5	94.9
6	DJVU, DJCDG	CA	95.7	97.2	94.7	95.8
7	DJVU, DJSG	CA	97.0	95.1	96.4	96.7
8	DJVU, DJBD	CA	95.6	95.4	93.8	95.2
9	DJCDG, DJSG	CA	94.3	95.0	92.2	94.2
10	DJCDG, DJBD	CA	90.8	92.9	93.5	91.6
11	DJSG, DJBD	CA	94.3	92.3	94.8	93.9
Diğer ırklar tek girişli R^2 değerleri						
12	DJVU	CA	94.1	91.4	94.9	93.5
13	DJCDG	CA	88.4	92.5	90.8	89.5
14	DJSG	CA	91.2	87.7	90.9	90.7
15	DJBD	CA	86.4	86.5	89.6	86.9

Diğer ırkların CA’ların tahmin edilmesinde DJVU, DJCDG, DJSG ve DJBD’nin giriş parametreleri olarak kullanıldığı modelde diğer kombinasyonlara göre en

yüksek ortalama R^2 değeri % 94.8 olarak bulunmuştur. Performans grafiği ise Şekil 4.28’ de gösterilmiştir.

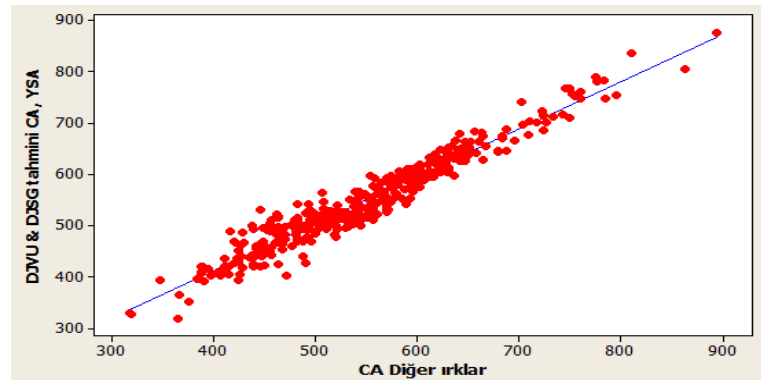


Şekil 4.28. Diğ er ırkların dijital vücut parametrelerinin kullanıldığı ağ performans grafiği

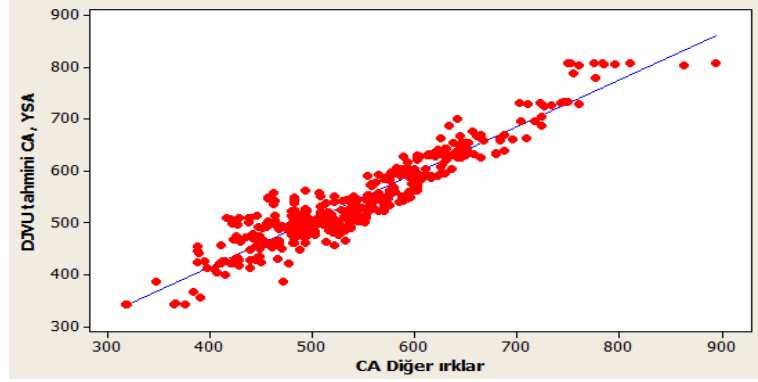
Şekil 4.28’ de Diğ er ırkların tahmini CA’ların eğitim, geçerlik ve deneme verileri için ağ 18 kez tekrarlanmış ve en düşük hata değeri 12. tekrarlanmasında elde edilmiştir.

Çizelge 4.34’de Diğ er ırkların iki girişli modellerde en yüksek ortalama R^2 değeri DJVU ile DJSG’ nin giriş parametresi olarak kullanıldığı modelde % 96.7 olarak, tek girişli modellerde ise en yüksek R^2 değeri % 94.1 ile DJVU’ nun giriş olarak kullanıldığı modelde bulunmuştur.

Diğ er ırkların gözlenen CA’lar ile en yüksek R^2 değerlerini veren iki ve tek girişli tahmini CA’ların karşılaştırılması sırasıyla Şekil 4.29 ve Şekil 4.30’da verilmiştir.



Şekil 4.29. Diğ er ırkların gözlenen CA’lar ile DJVU ve DJSG parametrelerini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması



Şekil 4.30. Diğer ırkların gözlenen CA'lar ile DJVU parametresini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Diğer ırkların YSA yöntemiyle Şekil 4.29 ve Şekil 4.30'da görüldüğü üzere her iki modelde de genel olarak fazla tahmin yapma eğilimi göstermiştir

Diğer ırkların her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi Çizelge 4.35' de incelenmiştir.

Çizelge 4.35. Diğer ırkların her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi

Diğer ırk parametreler N:394	b	R ²	r	MSPE	MSPE'nin %' si		
					Fark (bias)	Hat (Line)	Tesadüfi (Random)
DJVU&DJSG REGR	1.00049	0.929	0.964	610.01	0.0	0.0	1.0
DJVU&DJSG YSA	1.01313	0.935	0.967	561.3	0.0	0.02	0.998
DJVU REGR	1.0002	0.883	0.940	1004.4	0.0	0.0	1.0
DJVU YSA	0.98312	0.890	0.943	958.1	0.001	0.002	0.997

Diğer ırkların YSA yöntemi ile tahmin edilen CA'ların DJVU ve DJSG 'nin kullanıldığı modelde MSPE değeri 561.3 bulunmuş bias, line ve random bileşenlerinin yüzdelik değerleri sırası ile 0.0, 0.002 ve 0.998 olarak bulunmuştur (Çizelge 4.35). Diğer ırklarda bias yüzdesinin düşük oluşu kullanılan iki yöntemde CA'ları tahmin etmede güçlü olduğunu kullanılan iki yöntem ile de dijital vücut parametrelerinden CA'ların yüksek doğrulukta tahmin edilebilirliğini göstermektedir.

Çizelge 4.36. Diğer ırkların her iki yöntemle elde edilen CA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerlerinin karşılaştırılması

Diğer ırk parametreler N:394	Ortalama (kg)	Standart Hata	En küçük (kg)	En büyük (kg)
Gözlenen CA	546.9	4.68	317.0	894.5
DJVU&DJSG REGR	546.6	4.51	348.5	833.4
DJVU&DJSG YSA	547.1	4.47	318.4	875.8
DJVU REGR	546.3	4.40	352.4	805.9
DJVU YSA	547.7	4.49	341.8	809.2

Diğer ırkların gözlenen CA'ların ortalaması 546.9 kg, en küçük ve en büyük ağırlıkları sırasıyla 317.0 ve 894.5 kg olarak bulunmuştur. Diğer ırklar da DJVU ve DJSG'nin iki girişli YSA yöntemiyle tahmin edilen CA'ların da ortalama, en küçük ve en büyük ağırlıklar ise sırasıyla 547.1, 318.4 ve 875.8 kg olarak bulunmuştur.

4.4. Irklara Göre Sıcak Karkas Ağırlıkları Tahminleri

Sol yarım karkasların dijital görüntülerinden elde edilen dijital karkas verilerinin, tüm verilerde değerlendirmesi tamamlandıktan sonra veriler; Siyah Alaca, Esmer, Simental ve Diğer ırklar olarak 4 ırk grubu halinde sınıflandırılmış ve her bir ırka ait karkas verileri de kendi içinde değerlendirilmiştir.

4.4.1. Siyah Alaca ırkı dijital karkas parametrelerinden sıcak karkas ağırlıklarının REGR ile tahmin edilmesi

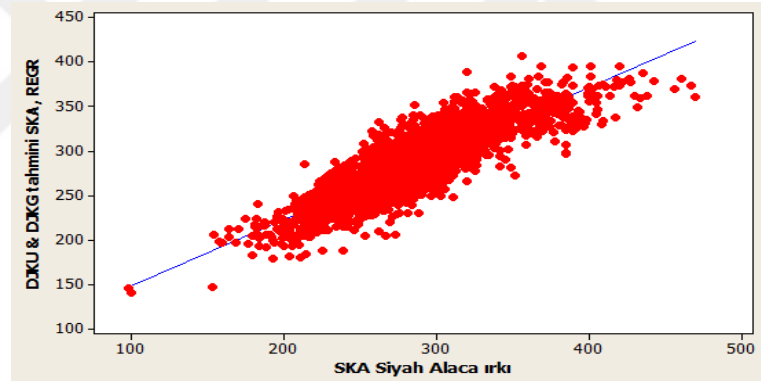
Siyah Alaca ırkı DJKU ve DJKG parametreleri kullanılarak tahmini SKA'ları, MINITAB istatistik programında regresyon analizi yapılarak değerlendirilmiştir. İki ve tek değişkenli REGR tahmin modelleri Çizelge 4.37'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.37. Siyah Alaca ırkı sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin iki ve tek değişkenli REGR modelleri

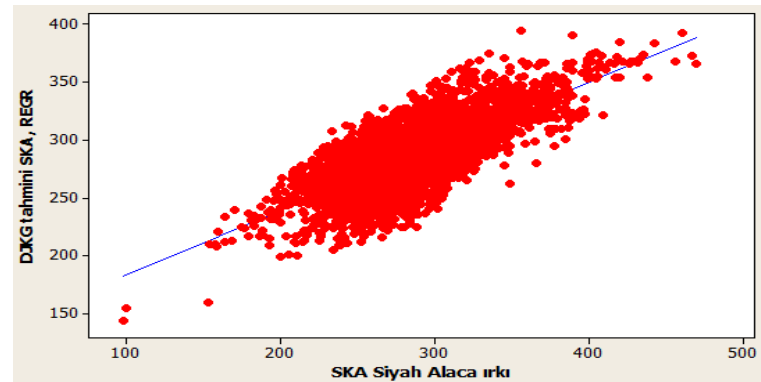
Siyah Alaca ırkı iki değişkenli model	R² (%)	Mallows Cp
SKA = - 218 + 1.61 DJKU + 2.94 DJKG	74.7	3.0
Siyah Alaca ırkı tek değişkenli modeller		
SKA = - 212 + 2.68 DJKU	55.7	1847.1
SKA = 16.2 + 4.35 DJKG	60.9	1341.8

Siyah Alaca ırkı DJKU ve DJKG'nin kullanıldığı modelde SKA'larının REGR yöntemiyle tahmininde determinasyon katsayısı % 74.7 bulunmuştur. Tek değişkenli modellerde en yüksek R² değeri DJKG'nin kullanıldığı modelde % 60.9, en düşük Mallows Cp değeri 1341.8 olarak bulunmuştur (Çizelge 4.37).

Siyah Alaca ırkı gözlenen SKA'lar ile iki ve en yüksek R² değerlerini veren tek değişkenli REGR modellerinden elde edilen tahmini SKA'ların karşılaştırılması sırasıyla Şekil 4.31 ve Şekil 4.32'de gösterilmiştir.



Şekil 4.31. Siyah Alaca ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKU ve DJKG parametrelerini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması



Şekil 4.32 Siyah Alaca ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKG parametresini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Siyah Alaca ırkı REGR yöntemiyle Şekil 4.31’de görüldüğü üzere 380 kg ve üzeri tahmini SKA’lar gözlenen SKA’lardan ve her iki model de genel olarak eksik tahmin yapma eğilimi göstermiştir.

Siyah Alaca ırkı dijital karkas parametrelerinden SKA’larının tahmin edilmesinde doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri Çizelge 4.38’ de gösterilmiştir.

Çizelge 4.38. Siyah Alaca ırkı dijital karkas parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri

Siyah Alaca karkas parametreleri	Model	Sabit	b ₁	b ₂	b ₃	R ² %
DJKU	Doğrusal	-212	2.68	-	-	55.7
	Kuadratik	391.6	-3.806	0.01736	-	56.4
	Kübik	-3376	57.64	-0.3151	0.000597	56.9
DJKG	Doğrusal	-16.2	4.35	-	-	60.9
	Kuadratik	196.7	-1.926	0.04556	-	61.5
	Kübik	-18	7.606	-0.0938	-0.000671 ^{ös}	61.6

ös= İstatistiksel olarak önemsiz bulunmuştur (P>0.05).

Siyah Alaca ırkı dijital karkas parametrelerinden SKA’larının tahmin edilmesinde elde edilen bütün doğrusal, kuadratik ve kübik modellerde en yüksek R²’yi DJKG vermiştir ve doğrusal, kuadratik ve kübik R² değerleri sırasıyla % 60.9, % 61.5 ve % 61.6 olarak bulunmuştur. Siyah Alaca ırkının sadece DJKG parametresinin kübik katsayı değeri istatistiksel olarak önemsizken (P>0.05) diğer dijital karkas parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik katsayı değerleri istatistiksel olarak önemli bulunmuştur (P<0.05) (Çizelge 4.38).

Siyah Alaca ırkı SKA’ları ile dijital karkas parametreleri arasındaki ilişkiler Çizelge 4.39’ da gösterilmiştir.

Çizelge 4.39. Siyah Alaca ırkı SKA ve dijital karkas parametrelerinin ilişkileri

Siyah Alaca ırkı karkas parametreleri	SKA	DJKU
DJKU	0.86	
DJKG	0.84	0.72

Siyah Alaca ırkı gözlenen SKA ile dijital karkas parametreleri arasındaki en yüksek korelasyon katsayısı gözlenen SKA ile DJKU arasında r=0.86 olarak bulunmuştur (Çizelge 4.39).

4.4.2. Siyah Alaca ırkı dijital karkas parametrelerinden sıcak karkas ağırlıklarının YSA ile tahmin edilmesi

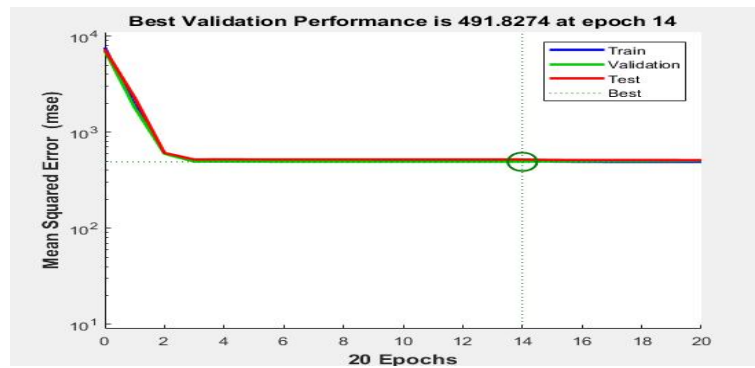
Siyah Alaca ırkı YSA yöntemiyle dijital karkas parametrelerinden SKA'larının tahmin edilmesinde 2 adet dijital karkas parametresi (DJKU ve DJKG) girişleri, tahmini SKA'lar ise çıkışları oluşturmuştur. Ayrıca veriler eğitim (%70), geçerlilik (%15) ve deneme (%15) verisi olarak sırasıyla 1730, 371 ve 371 adet olarak program tarafından belirlenmiştir.

Siyah Alaca ırkı dijital karkas parametrelerinin kullanıldığı YSA yöntemiyle elde edilen iki ve tek girişli eğitim, geçerlilik, deneme ve ortalama R^2 değerleri Çizelge 4.40'da gösterilmiştir.

Çizelge 4.40. Siyah Alaca ırkı sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin iki ve tek girişli YSA değerleri

Siyah Alaca ırkı iki girişli R^2 değerleri						
Siyah Alaca ırkı	GİRİŞLER	ÇIKIŞ	Eğitim R^2 (%)	Geçerlilik R^2 (%)	Deneme R^2 (%)	Ortalama R^2 (%)
1	DJKU, DJKG	SKA	87.6	88.3	86.2	87.5
Siyah Alaca ırkı tek girişli R^2 değerleri						
2	DJKU	SKA	75.4	76.2	75.6	75.5
3	DJKG	SKA	78.5	81.5	78.5	78.9

Siyah Alaca ırkı SKA'ların tahmin edilmesinde DJKU ile DJKG' nin giriş parametresi olarak kullanıldığı modelde en yüksek ortalama R^2 değeri % 87.5 olarak bulunmuştur. Performans grafiği ise Şekil 4.33' de gösterilmiştir.

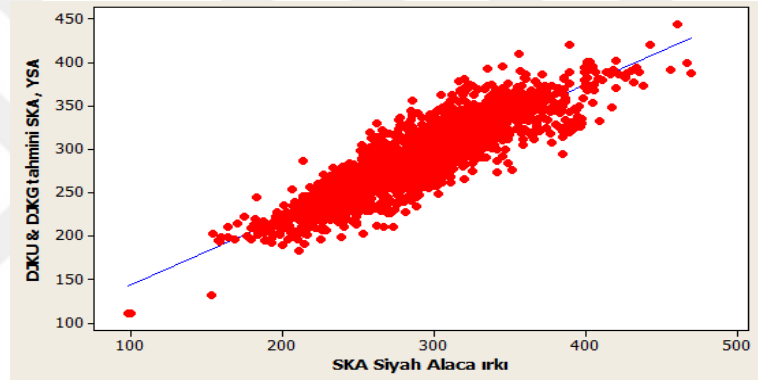


Şekil 4.33. Siyah Alaca ırkı dijital karkas parametrelerinin kullanıldığı ağ performans grafiği

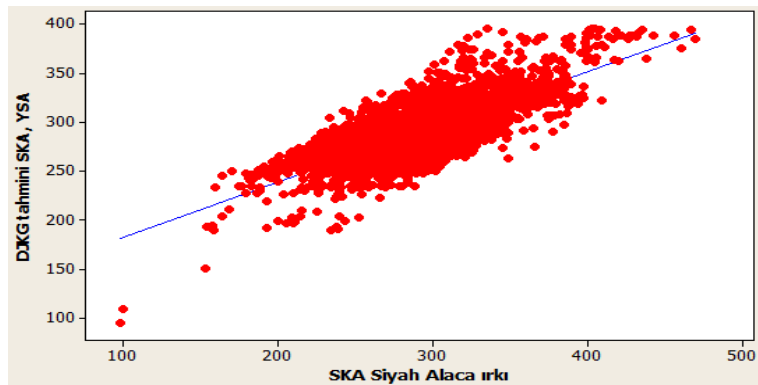
Şekil 4.33’ de Siyah Alaca ırkı tahmini SKA’ların eğitim, geçerlik ve deneme verileri için ağ 20 kez tekrarlanmış ve en düşük hata değeri 14. tekrarlanmasında elde edilmiştir.

Çizelge 4.40’da tek girişli modellerde en yüksek ortalama R^2 değeri, DJKG’ nin giriş olarak kullanıldığı modelde % 78.9 olarak bulunmuştur.

Siyah Alaca ırkı gözlenen SKA’lar ile iki ve en yüksek R^2 değerlerini veren tek girişli tahmini SKA’ların karşılaştırılması sırasıyla Şekil 4.34 ve Şekil 4.35’de verilmiştir.



Şekil 4.34. Siyah Alaca ırkı gözlenen SKA’lar ile DJKU ve DJKG parametrelerini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması



Şekil 4.35. Siyah Alaca ırkı gözlenen SKA’lar ile DJKG parametresini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Siyah Alaca ırkı YSA yöntemiyle Şekil 4.35’de görüldüğü üzere 400 kg ve üzeri tahmini SKA’lar gözlenen SKA’lardan daha fazla tahmin edilmesine rağmen, her iki modelde genel olarak eksik tahmin yapma eğilimi göstermiştir.

Siyah Alaca ırkı her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi Çizelge 4.41’ de incelenmiştir.

Çizelge 4.41. Siyah Alaca ırkı her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi

Siyah Alaca ırkı parametreler N:2472	b	R ²	r	MSPE	MSPE’nin %’ si		
					Fark (bias)	Hat (Line)	Tesadüfi (Random)
DJKU&DJKG REGR	1.0004	0.747	0.864	537.85	0.0	0.0	1.0
DJKU&DJKG YSA	0.99676	0.765	0.875	497.33	0.0	0.0	1.0
DJKG REGR	1.00015	0.557	0.746	941.14	0.0	0.0	1.0
DJKG YSA	1.00938	0.571	0.755	912.44	0.0	0.0	1.0

Siyah Alaca ırkının YSA yöntemi ile tahmin edilen SKA’larının DJKU ve DJKG’nin kullanıldığı modelde MSPE değeri 497.33 bulunmuştur. Siyah Alaca ırkı SKA tahminleri MSPE değerlerine baktığınızda bias, line ve random bileşenlerinin yüzdelik değerleri sırasıyla 0.0, 0.0 ve 1.0 olarak bulunmuştur. Bias ve line yüzdelilerinin sıfır oluşu kullanılan iki yöntemde Siyah Alaca ırkı SKA’larını tahmin etmede güçlü olduğunu ve ortalama tahmin kareleri hatası tesadüften ileri geldiğini göstermektedir. (Çizelge 4.41)

Siyah Alaca ırkı SKA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri Çizelge 4.42’de verilmiştir.

Çizelge 4.42. Siyah Alaca ırkı her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri

Siyah Alaca ırkı parametreler N:2472	Ortalama (kg)	Standart Hata	En küçük (kg)	En büyük (kg)
Gözlenen SKA	288.6	0.92	98.2	469.6
DJKU&DJKG REGR	288.6	0.80)	140.5	407.2
DJKU&DJKG YSA	288.4	0.81	110.9	443.4
DJKG REGR	288.2	0.69	143.9	394.2
DJKG YSA	288.3	0.70	95.2	395.1

Siyah Alaca ırkı gözlenen SKA'larının ortalaması 288.6 kg, en küçük ve en büyük ağırlıkları sırasıyla 98.2 ve 469.6 kg olarak bulunmuştur. DJKU ve DJKG'nin iki girişli YSA yöntemiyle tahmin edilen SKA'larında ortalama, en küçük ve en büyük ağırlıklar ise sırasıyla 288.4, 110.9 ve 443.4 kg olarak bulunmuştur.

4.4.3. Esmer ırkı dijital karkas parametrelerinden sıcak karkas ağırlıklarının REGR ile tahmin edilmesi

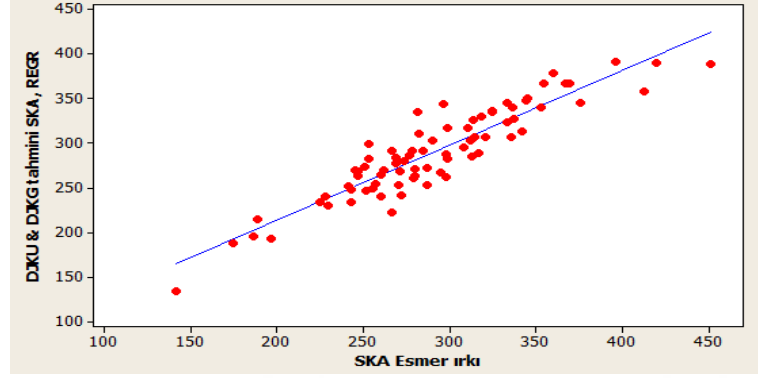
Esmer ırkı DJKU ve DJKG parametreleri kullanılarak tahmini SKA'ları REGR analizi yapılarak değerlendirilmiş, iki ve tek değişkenli REGR tahmin modelleri Çizelge 4.43'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.43. Esmer ırkı sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin iki ve tek değişkenli REGR modelleri

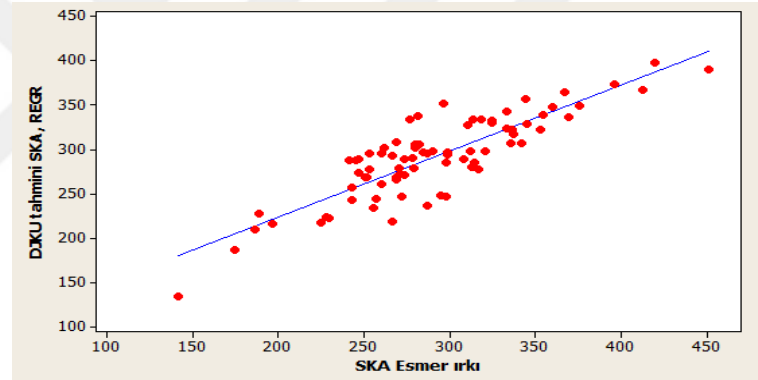
Esmer ırkı iki değişkenli model	R ² (%)	Mallows Cp
SKA = - 237 + 1.9 DJKU + 2.53 DJKG	84.4	3.0
Esmer ırkı tek değişkenli modeller		
SKA = - 273 + 3.04 DJKU	74.6	48.4
SKA = - 34.3 + 4.72 DJKG	70.1	70.2

Esmer ırkı DJKU ve DJKG'nin kullanıldığı modelde SKA'larının REGR yöntemiyle tahmininde R² % 84.4 bulunmuştur. Tek değişkenli modellerde en yüksek R² değeri DJKU'nun kullanıldığı modelde % 74.6, en düşük Mallows Cp değeri 48.4 olarak bulunmuştur (Çizelge 4.43).

Esmer ırkı gözlenen SKA'ları ile iki ve en yüksek R^2 değerlerini veren tek değişkenli REGR modellerinden elde edilen tahmini SKA'larının karşılaştırılması sırasıyla Şekil 4.36 ve Şekil 4.37'de gösterilmiştir.



Şekil 4.36. Esmer ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKU ve DJKG parametrelerini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması



Şekil 4.37. Esmer ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKU parametresini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Esmer ırkı REGR yöntemiyle Şekil 4.36'da görüldüğü üzere tahmini SKA'lar genel olarak eksik tahmin yapma eğilimi gösterirken, Şekil 4.37'de tahmini SKA'lar genel olarak fazla tahmin yapma eğilimi göstermiştir.

Esmer ırkı dijital karkas parametrelerinden SKA'larının tahmin edilmesinde doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri Çizelge 4.44' de gösterilmiştir.

Çizelge 4.44. Esmer ırkı dijital karkas parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri

Esmer ırkı karkas parametreleri	Model	Sabit	b ₁	b ₂	b ₃	R ² %
DJKU	Doğrusal	-273	3.04	-	-	74.6
	Kuadratik	205.9	-2.246	0.01446 ^{ös}	-	75.6
	Kubik	-3718	64.63	-0.3618	0.000699	77.3
DJKG	Doğrusal	-34.3	4.72	-	-	70.1
	Kuadratik	-6.7	3.901	0.00595 ^{ös}	-	70.1
	Kubik	-545.1	28.07	-0.3494	0.001713 ^{ös}	70.3

ös= İstatistiksel olarak önemsiz bulunmuştur (P>0.05).

Esmer ırkı dijital karkas parametrelerinden SKA'larının tahmin edilmesinde elde edilen bütün doğrusal, kuadratik ve kübik modellerde en yüksek R²'yi DJKU vermiştir ve doğrusal, kuadratik ve kübik R² değerleri sırasıyla % 74.6, % 75.6 ve % 77.3 olarak bulunmuştur. Esmer ırkının DJKU parametresinin kuadratik, DJKG parametresinin kuadratik ve kübik katsayı değerleri istatistiksel olarak önemsizken (P>0.05) diğer dijital karkas parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik katsayı değerleri istatistiksel olarak önemli bulunmuştur (P<0.05) (Çizelge 4.44).

Esmer ırkı SKA'ları ile dijital karkas parametreleri arasındaki ilişkiler Çizelge 4.45' de gösterilmiştir.

Çizelge 4.45. Esmer ırkı SKA ve dijital karkas parametrelerinin ilişkileri

Esmer ırkı karkas parametreleri	SKA	DJKU
DJKU	0.86	
DJKG	0.84	0.72

Esmer ırkı gözlenen SKA ile dijital karkas parametreleri arasındaki en yüksek korelasyon katsayısı, gözlenen SKA ile DJKU arasında r=0.86 olarak bulunmuştur (Çizelge 4.45).

4.4.4. Esmer ırkı dijital karkas parametrelerinden sıcak karkas ağırlıklarının YSA ile tahmin edilmesi

Esmer ırkı YSA yöntemiyle dijital karkas parametrelerinden SKA'larının tahmin edilmesinde 2 adet dijital karkas parametresi (DJKU ve DJKG) girişleri, tahmini SKA'lar ise çıkışları oluşturmuştur. Ayrıca veriler eğitim (%70), geçerlilik (%15) ve

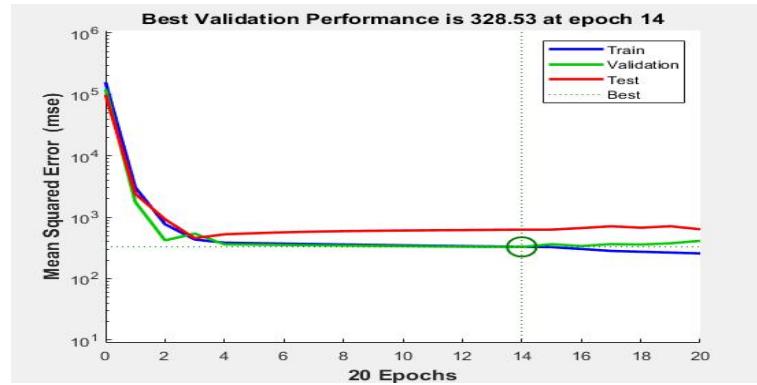
deneme (%15) verisi olarak sırasıyla 55, 12 ve 12 adet olarak program tarafından belirlenmiştir.

Esmer ırkı dijital karkas parametrelerinin kullanıldığı YSA yöntemiyle elde edilen iki ve tek girişli eğitim, geçerlilik, deneme ve ortalama R^2 değerleri Çizelge 4.46’da gösterilmiştir.

Çizelge 4.46. Esmer ırkı sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin iki ve tek girişli YSA değerleri

Esmer ırkı iki girişli R^2 değerleri						
Esmer ırkı	GİRİŞLER	ÇIKIŞ	Eğitim R^2 (%)	Geçerlilik R^2 (%)	Deneme R^2 (%)	Ortalama R^2 (%)
1	DJKU, DJKG	SKA	95.5	86.6	83.3	93.4
Esmer ırkı tek girişli R^2 değerleri						
2	DJKU	SKA	88.3	87.6	84.7	87.4
3	DJKG	SKA	87.1	74.4	90.5	85.6

Esmer ırkı SKA’larının tahmin edilmesinde DJKU ile DJKG’ nin giriş parametresi olarak kullanıldığı modelde en yüksek ortalama R^2 değeri % 93.4 olarak bulunmuştur. Performans grafiği ise Şekil 4.38’ de gösterilmiştir.

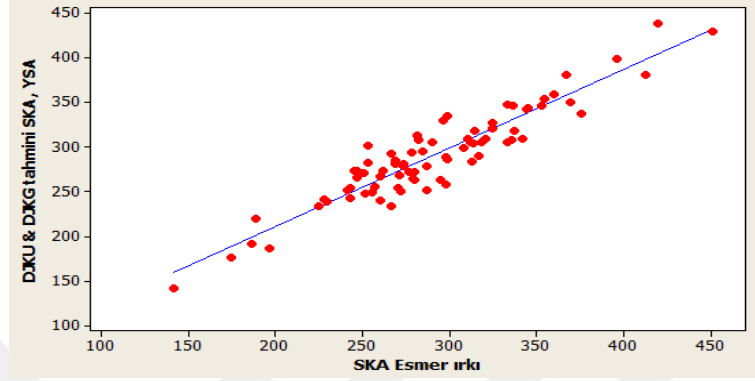


Şekil 4.38. Esmer ırkı dijital karkas parametrelerinin kullanıldığı ağ performans grafiği

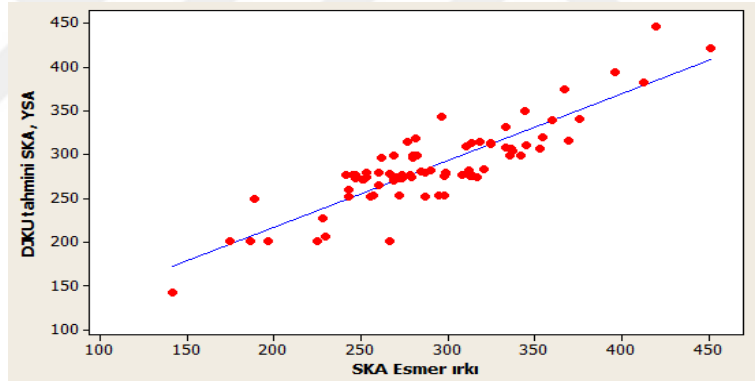
Şekil 4.38’ de Esmer ırkı tahmini SKA’ların eğitim, geçerlik ve deneme verileri için ağ 20 kez tekrarlanmış ve en düşük hata değeri 14. tekrarlanmasında elde edilmiştir.

Çizelge 4.46’da tek girişli modellerde en yüksek R^2 değeri, DJKU’ nun giriş olarak kullanıldığı modelde % 87.4 olarak bulunmuştur.

Esmer ırkı gözlenen SKA'lar ile iki ve en yüksek R^2 değerlerini veren tek girişli tahmini SKA'ların karşılaştırılması sırasıyla Şekil 4.39 ve Şekil 4.40'da gösterilmiştir.



Şekil 4.39. Esmer ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKU ve DJKG parametrelerini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması



Şekil 4.40. Esmer ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKU parametresini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Esmer ırkı YSA yöntemiyle Şekil 4.39 ve Şekil 4.40'da görüldüğü her iki modelde genel olarak eksik tahmin yapma eğilimi göstermiştir.

Esmer ırkı her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi Çizelge 4.47' de incelenmiştir.

Çizelge 4.47. Esmer ırkı her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi

Esmer ırkı parametreler N:79	b	R ²	r	MSPE	MSPE'nin %' si		
					Fark (bias)	Hat (Line)	Tesadüfi (Random)
DJKU&DJKG REGR	1.00105	0.844	0.918	470.91	0.001	0.0	0.999
DJKU&DJKG YSA	0.99059	0.873	0.934	382.05	0.0	0.001	0.999
DJKU REGR	0.99879	0.746	0.864	758.33	0.0	0.0	1.0
DJKU YSA	0.99834	0.764	0.874	731.55	0.035	0.0	0.965

Esmer ırkının YSA yöntemi ile tahmin edilen SKA'larının DJKU ve DJKG'nin kullanıldığı modelde MSPE değeri 382.05 bulunmuş bias, line ve random bileşenlerinin yüzdelik değerleri sırasıyla 0.0, 0.001 ve 0.999 olarak bulunmuştur. Esmer ırkı bias ve line yüzdelilerinin sıfır ve sıfıra yakın oluşu kullanılan iki yöntemde Esmer ırkında SKA'ları tahmin etmede güçlü olduğunu ve ortalama tahmin kareleri hatası tesadüften ileri geldiğini göstermektedir (Çizelge 4.47).

Esmer ırkı SKA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri Çizelge 4.48'de verilmiştir.

Çizelge 4.48. Esmer ırkı her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri

Esmer ırkı parametreler N:79	Ortalama (kg)	Standart Hata	En küçük (kg)	En büyük (kg)
Gözlenen SKA	290.8	6.15	141.6	451.4
DJKU&DJKG REGR	290.0	5.64	134.2	391.2
DJKU&DJKG YSA	290.5	5.80	141.5	439.1
DJKU REGR	291.4	5.32	134.7	398.2
DJKU YSA	285.8	5.39	141.9	446.3

Esmer ırkı gözlenen SKA'larının ortalaması 290.8 kg, en küçük ve en büyük ağırlıkları sırasıyla 141.6 ve 451.4 kg olarak bulunmuştur. Esmer ırkı DJKU ve DJKG'nin iki girişli YSA yöntemiyle tahmin edilen SKA'larında ortalama, en küçük ve en büyük ağırlıklar ise sırasıyla 290.5, 141.5 ve 439.1 kg olarak bulunmuştur.

4.4.5. Simental ırkı dijital karkas parametrelerinden sıcak karkas ağırlıklarının REGR ile tahmin edilmesi

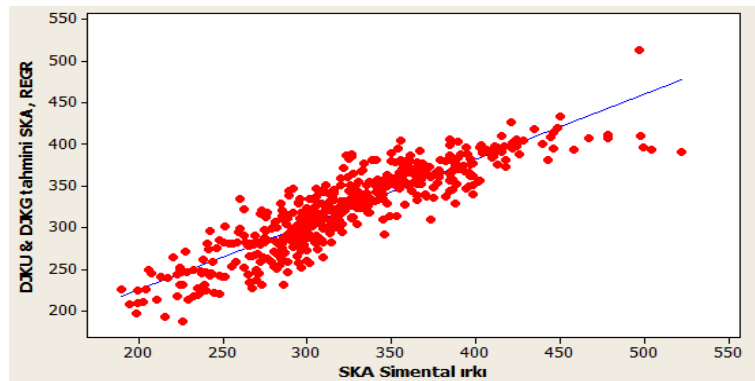
Simental ırkı DJKU ve DJKG parametreleri kullanılarak tahmini SKA'ları REGR analizi yapılarak değerlendirilmiş, iki ve tek değişkenli REGR tahmin modelleri Çizelge 4.49'da gösterilmiştir.

Çizelge 4.49. Simental ırkı sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin iki ve tek değişkenli REGR modelleri

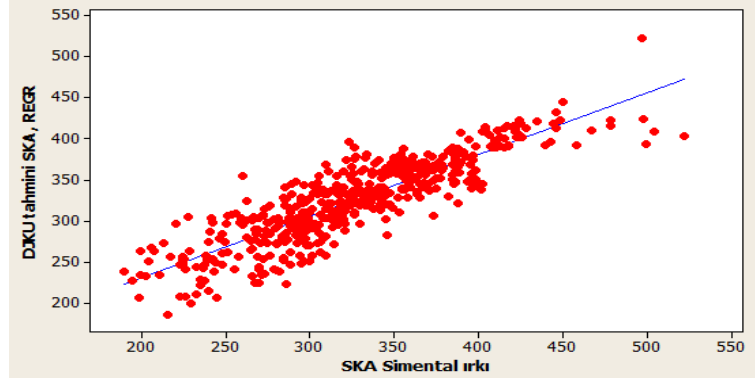
Simental ırkı iki değişkenli model	R ² (%)	Mallows Cp
SKA = - 360 + 2.79 DJKU + 2.02 DJKG	79.4	3.0
Simental ırkı tek değişkenli modeller		
SKA = - 364 + 3.58 DJKU	75.5	94.0
SKA = - 73.7 + 5.47 DJKG	55.6	563.0

Simental ırkı DJKU ve DJKG'nin kullanıldığı modelde SKA'larının REGR yöntemiyle tahmininde R² % 79.4 bulunmuştur. Tek değişkenli modellerde en yüksek R² değeri DJKU'nun kullanıldığı modelde % 75.5, en düşük Mallows Cp değeri 94.0 olarak bulunmuştur (Çizelge 4.49).

Simental ırkı gözlenen SKA'ları ile iki ve en yüksek R² değerlerini veren tek değişkenli REGR modellerinden elde edilen tahmini SKA'larının karşılaştırılması sırasıyla Şekil 4.41 ve Şekil 4.42'de gösterilmiştir.



Şekil 4.41. Simental ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKU ve DJKG parametrelerini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması



Şekil 4.42. Simental ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKU parametresini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Simental ırkı REGR yöntemiyle Şekil 4.41 ve Şekil 4.42'de görüldüğü üzere 450 kg ve üzeri tahmini SKA'lar gözlenen SKA'lardan ve modeller de genel olarak daha eksik tahmin yapma eğilimi göstermiştir.

Simental ırkı dijital karkas parametrelerinden SKA'larının tahmin edilmesinde doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri Çizelge 4.50' de gösterilmiştir.

Çizelge 4.50. Simental ırkı dijital karkas parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri

Simental ırkı karkas parametreleri	Model	Sabit	b ₁	b ₂	b ₃	R ² %
DJKU	Doğrusal	-364	3.58	-	-	75.5
	Kuadratik	155.4	-1.845	0.01411 ^{ös}	-	76.0
	Kübik	4267	-65.04	0.3359	-0.000543	76.8
DJKG	Doğrusal	-73.7	5.47	-	-	55.6
	Kuadratik	-231.7	9.927	-0.03102 ^{ös}	-	55.9
	Kübik	-563.7	-23.13	0.4190	-0.002007 ^{ös}	56.5

ös= İstatistiksel olarak önemsiz bulunmuştur (P>0.05).

Simental ırkı dijital karkas parametrelerinden SKA'larının tahmin edilmesinde elde edilen bütün doğrusal, kuadratik ve kübik modellerde en yüksek R²'yi DJKU vermiştir ve doğrusal, kuadratik ve kübik R² değerleri sırasıyla % 75.5, % 76.0 ve % 76.8 olarak bulunmuştur. Simental ırkının DJKU ve DJKG parametresinin kuadratik katsayı değerleri istatistiksel olarak önemsizken (P>0.05) diğer dijital karkas parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik katsayı değerleri istatistiksel olarak önemli bulunmuştur (P<0.05) (Çizelge 4.50).

Simental ırkı SKA'ları ve dijital karkas parametreleri arasındaki ilişkiler Çizelge 4.51' de gösterilmiştir.

Çizelge 4.51. Simental ırkı SKA ve dijital karkas parametrelerinin ilişkileri

Simental ırkı karkas parametreleri	SKA	DJKU
DJKU	0.87	
DJKG	0.75	0.69

Simental ırkı gözlenen SKA ile dijital karkas parametreleri arasındaki en yüksek korelasyon katsayısı, gözlenen SKA ile DJKU arasında $r=0.87$ olarak bulunmuştur (Çizelge 4.51).

4.4.6. Simental ırkı dijital karkas parametrelerinden sıcak karkas ağırlıklarının YSA ile tahmin edilmesi

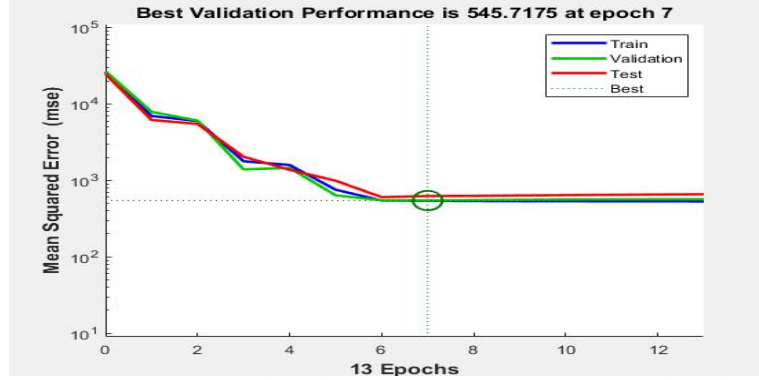
Simental ırkı YSA yöntemiyle dijital karkas parametrelerinden SKA'larının tahmin edilmesinde 2 adet dijital karkas parametresi (DJKU ve DJKG) girişleri, tahmini SKA'lar ise çıkışları oluşturmuştur. Ayrıca veriler eğitim (%70), geçerlilik (%15) ve deneme (%15) verisi olarak sırasıyla 342, 73 ve 73 adet olarak program tarafından belirlenmiştir.

Simental ırkı dijital karkas parametrelerinin kullanıldığı YSA yöntemiyle elde edilen iki ve tek girişli eğitim, geçerlilik, deneme ve ortalama R^2 değerleri Çizelge 4.52'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.52. Simental ırkı sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin iki ve tek girişli YSA değerleri

Simental ırkı iki girişli R^2 değerleri						
Simental ırkı	GİRİŞLER	ÇIKIŞ	Eğitim R^2 (%)	Geçerlilik R^2 (%)	Deneme R^2 (%)	Ortalama R^2 (%)
1	DJKU, DJKG	SKA	91.8	91.7	90.7	91.5
Simental ırkı tek girişli R^2 değerleri						
2	DJKU	SKA	88.4	85.6	90.4	88.3
3	DJKG	SKA	78.1	80.7	80.3	78.6

Simental ırkı SKA'larının tahmin edilmesinde DJKU ile DJKG' nin giriş parametresi olarak kullanıldığı modelde en yüksek ortalama R^2 değeri % 91.5 olarak bulunmuştur. Performans grafiği ise Şekil 4.43' de gösterilmiştir.

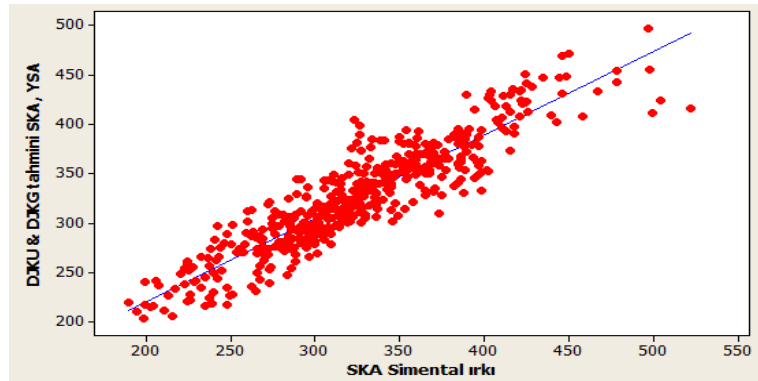


Şekil 4.43. Simental ırkı dijital karkas parametrelerinin kullanıldığı ağ performans grafiği

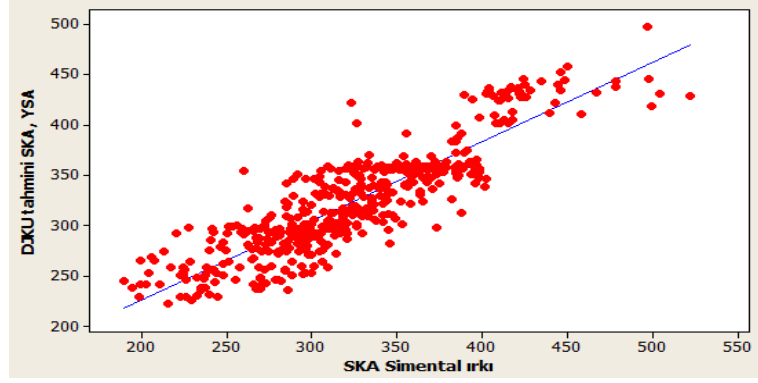
Şekil 4.43' de Simental ırkı tahmini SKA'ları eğitim, geçerlik ve deneme verileri için ağ 13 kez tekrarlanmış ve en düşük hata değeri 7. tekrarlanmasında elde edilmiştir.

Çizelge 4.52'de tek girişli modellerde en yüksek R^2 değeri, DJKU' nun giriş olarak kullanıldığı modelde % 88.3 olarak bulunmuştur.

Simental ırkı gözlenen SKA'lar ile iki ve en yüksek R^2 değerlerini veren tek girişli tahmini SKA'ların karşılaştırılması sırasıyla Şekil 4.44 ve Şekil 4.45'de gösterilmiştir.



Şekil 4.44. Simental ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKU ve DJKG parametrelerini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması



Şekil 4.45. Simental ırkı gözlenen SKA'lar ile DJKU parametresini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Simental ırkı YSA yöntemiyle Şekil 4.45'de görüldüğü üzere 410-450 kg aralığında tahmini SKA'lar gözlenen SKA'lardan daha fazla tahmin edilmesine rağmen, model genel olarak eksik tahmin yapma eğilimi göstermiştir. Ancak Şekil 4.44' de model genel olarak fazla tahmin yapma eğilimi göstermiştir.

Simental ırkı her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi Çizelge 4.53' de incelenmiştir.

Çizelge 4.53. Simental ırkı her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi

Simental ırkı parametreler N:488	b	R ²	r	MSPE	MSPE'nin %' si		
					Fark (bias)	Hat (Line)	Tesadüfi (Random)
DJKU&DJKG REGR	1.01427	0.798	0.893	689.61	0.003	0.001	0.996
DJKU&DJKG YSA	0.98946	0.837	0.915	553.12	0.002	0.001	0.997
DJKU REGR	1.00083	0.755	0.869	830.83	0.001	0.0	0.999
DJKU YSA	0.98941	0.780	0.883	747.88	0.001	0.0	0.999

Simental ırkının YSA yöntemi ile tahmin edilen SKA'larının DJKU ve DJKG 'nin kullanıldığı modelde MSPE değeri 553.12 bulunmuş bias, line ve random bileşenlerinin yüzdeler değeri sırasıyla 0.002, 0.001 ve 0.997 olarak bulunmuştur. Simental ırkı bias ve line yüzdelerinin sıfır ve sıfıra yakın oluşu kullanılan iki yöntemde Simental ırkında SKA'ları tahmin etmede güçlü olduğunu ve ortalama tahmin kareleri hatası tesadüften ileri geldiğini göstermektedir (Çizelge 4.53).

Simental ırkı SKA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri Çizelge 4.54’de verilmiştir.

Çizelge 4.54. Simental ırkı her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri

Simental ırkı parametreler N:488	Ortalama (kg)	Standart Hata	En küçük (kg)	En büyük (kg)
Gözlenen SKA	325.4	2.64	189.6	521.8
DJKU&DJKG REGR	323.9	2.32	187.5	513.3
DJKU&DJKG YSA	326.4	2.44	203.4	496.5
DJKU REGR	324.5	2.28	184.8	521.9
DJKU YSA	324.6	2.35	222.3	497.2

Simental ırkının gözlenen SKA’larının ortalaması 325.4 kg, en küçük ve en büyük ağırlıkları sırasıyla 189.6 ve 521.8 kg olarak bulunmuştur. Simental ırkı DJKU ve DJKG’nin iki girişli YSA yöntemiyle tahmin edilen SKA’larında ortalama, en küçük ve en büyük ağırlıklar ise sırasıyla 326.4, 203.4 ve 496.5 kg olarak bulunmuştur.

4.4.7. Diğer ırkların dijital karkas parametrelerinden sıcak karkas ağırlıklarının REGR ile tahmin edilmesi

Diğer ırkların DJKU ve DJKG parametreleri kullanılarak tahmini SKA’ları REGR analizi yapılarak değerlendirilmiş, iki ve tek değişkenli REGR tahmin modelleri Çizelge 4.55’de gösterilmiştir.

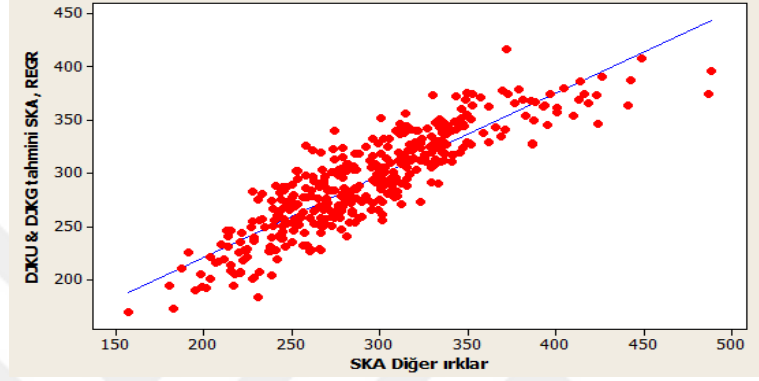
Çizelge 4.55. Diğer ırkların sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin iki ve tek değişkenli REGR modelleri

Diğer ırklar iki değişkenli model	R² (%)	Mallows Cp
SKA = - 248 + 1.96 DJKU + 2.51 DJKG	76.9	3.0
Diğer ırklar tek değişkenli modeller		
SKA = - 289 + 3.12 DJKU	66.9	170.2
SKA = - 24.1 + 4.54 DJKG	63.2	232.5

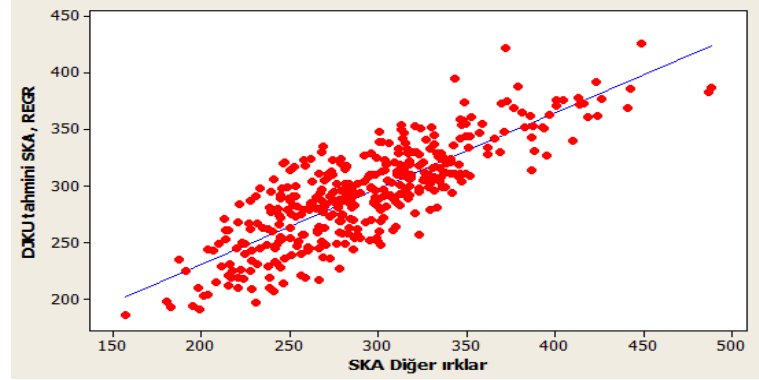
Diğer ırkların DJKU ve DJKG’nin kullanıldığı modelde SKA’larının REGR yöntemiyle tahmininde R² % 76.9 bulunmuştur. Tek değişkenli modellerde en

yüksek R^2 değeri DJKU'nun kullanıldığı modelde % 66.9, en düşük Mallows Cp değeri 170.2 olarak bulunmuştur (Çizelge 4.55).

Diğer ırkların gözlenen SKA'ları ile iki ve en yüksek R^2 değerlerini veren tek değişkenli REGR modellerinden elde edilen tahmini SKA'larının karşılaştırılması sırasıyla Şekil 4.46 ve Şekil 4.47'de gösterilmiştir.



Şekil 4.46. Diğer ırkların gözlenen SKA'lar ile DJKU ve DJKG parametrelerini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması



Şekil 4.47. Diğer ırkların gözlenen SKA'lar ile DJKU parametresini içeren REGR modelinden elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Diğer ırkların REGR yöntemiyle Şekil 4.46'da görüldüğü üzere 400 kg ve üzeri tahmini SKA'lar gözlenen SKA'lardan ve model genel olarak daha eksik tahmin yapma eğilimi göstermesine rağmen, Şekil 4.47'de model genel olarak fazla tahmin yapma eğilimi göstermiştir.

Diğer ırkların dijital karkas parametrelerinden SKA'larının tahmin edilmesinde doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri Çizelge 4.56' da gösterilmiştir.

Çizelge 4.56. Diğer ırkların dijital karkas parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik etkileri

Dğer ırklar karkas parametreleri	Model	Sabit	b ₁	b ₂	b ₃	R ² %
DJKU	Doğrusal	-289	3.12	-	-	66.9
	Kuadratik	462.3	-4.970	0.02165	-	68.0
	Kubik	-937	17.58	-0.0988	-0.000213 ^{ös}	68.1
DJKG	Doğrusal	-24.1	4.54	-	-	63.2
	Kuadratik	270.1	-4.214	0.06399	-	64.5
	Kubik	-52.6	10.21	-0.1478	0.001022 ^{ös}	64.5

ös= İstatistiksel olarak önemsiz bulunmuştur (P>0.05).

Dğer ırkların dijital karkas parametrelerinden SKA'larının tahmin edilmesinde elde edilen bütün doğrusal, kuadratik ve kübik modellerde en yüksek R²'yi DJKU vermiştir ve doğrusal, kuadratik ve kübik R² değerleri sırasıyla % 66.9, % 68.0 ve 68.1 olarak bulunmuştur. Diğer ırkların DJKU ve DJKG parametrelerinin kübik katsayı değerleri istatistiksel olarak önemsizken (P>0.05) diğer dijital karkas parametrelerinin doğrusal, kuadratik ve kübik katsayı değerleri istatistiksel olarak önemli bulunmuştur (P<0.05) (Çizelge 4.56).

Dğer ırkların SKA'ları ile dijital karkas parametreleri arasındaki ilişkiler sırasıyla Çizelge 4.57' de gösterilmiştir.

Çizelge 4.57. Diğer ırkların SKA ve dijital karkas parametrelerinin ilişkileri

Dğer ırklar karkas parametreleri	SKA	DJKU
DJKU	0.82	
DJKG	0.80	0.69

Dğer ırkların gözlenen SKA ile dijital karkas parametreleri arasındaki en yüksek korelasyon katsayısı, gözlenen SKA ile DJKU arasında r=0.82 olarak, SKA ile DJKG arasındaki korelasyon katsayı ise r=0.80 olarak bulunmuştur (Çizelge 4.57).

4.4.8. Diğer ırkların dijital karkas parametrelerinden sıcak karkas ağırlıklarının YSA ile tahmin edilmesi

Dğer ırkların YSA yöntemiyle dijital karkas parametrelerinden SKA'larının tahmin edilmesinde 2 adet dijital karkas parametresi (DJKU ve DJKG) girişleri, tahmini SKA'lar ise çıkışları oluşturmuştur. Ayrıca veriler eğitim (%70), geçerlilik (%15) ve

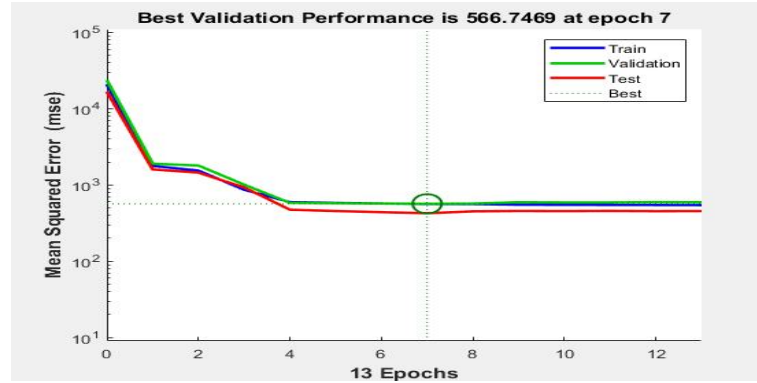
deneme (%15) verisi olarak sırasıyla 276, 59 ve 59 adet olarak program tarafından belirlenmiştir.

Diğer ırkların dijital karkas parametrelerinin kullanıldığı YSA yöntemiyle elde edilen iki ve tek girişli eğitim, geçerlilik, deneme ve ortalama R^2 değerleri Çizelge 4.58’de gösterilmiştir.

Çizelge 4.58. Diğer ırkların sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin iki ve tek girişli YSA değerleri

Diğer ırklar iki girişli R^2 değerleri						
Diğer ırklar	GİRİŞLER	ÇIKIŞ	Eğitim R^2 (%)	Geçerlilik R^2 (%)	Deneme R^2 (%)	Ortalama R^2 (%)
1	DJKU, DJKG	SKA	89.8	89.9	89.1	89.7
Diğer ırklar tek girişli R^2 değerleri						
2	DJKU	SKA	84.9	83.6	77.9	83.8
3	DJKG	SKA	82.9	74.4	76.6	80.8

Diğer ırk SKA’larının tahmin edilmesinde DJKU ile DJKG’ nin giriş parametresi olarak kullanıldığı modelde en yüksek ortalama R^2 değeri % 89.7 olarak bulunmuştur. Performans grafiği ise Şekil 4.48’ de gösterilmiştir.

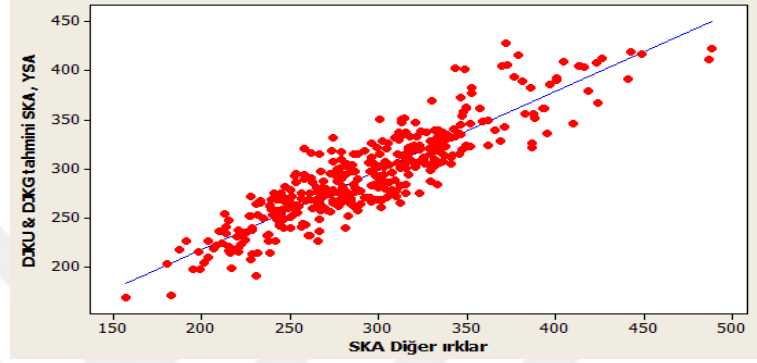


Şekil 4.48. Diğer ırkların dijital karkas parametrelerinin kullanıldığı ağ performans grafiği

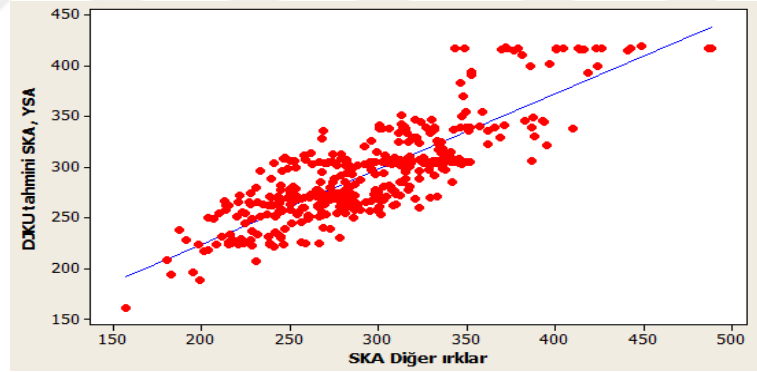
Şekil 4.48’ de Diğer ırkların tahmini SKA’larının eğitimi, geçerlilik ve deneme verileri için ağ 13 kez tekrarlanmış ve en düşük hata değeri 7. tekrarlanmasında elde edilmiştir.

Çizelge 4.58’de tek girişli modellerde ise en yüksek R^2 değeri % 83.8 ile DJKU’ nun giriş olarak kullanıldığı modelde bulunmuştur.

Diğer ırkların gözlenen SKA’lar ile iki ve en yüksek R^2 değerlerini veren tek girişli tahmini SKA’ların karşılaştırılması sırasıyla Şekil 4.49 ve Şekil 4.50’de gösterilmiştir.



Şekil 4.49. Diğer ırkların gözlenen SKA’lar ile DJKU parametresini içeren YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması



Şekil 4.50. Diğer ırkların gözlenen SKA’lar ile DJKU parametresinden YSA yöntemiyle elde edilen tahmini ağırlıkların karşılaştırılması

Diğer ırkların YSA yöntemiyle Şekil 4.50’de görüldüğü üzere birkaç karkas hariç 350 kg ve üzeri tahmini SKA’lar gözlenen SKA’lardan daha fazla tahmin edilmiştir. Ancak her iki modelde genel olarak eksik tahmin yapma eğilimi göstermiştir.

Diğer ırkların her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi Çizelge 4.59’ da incelenmiştir.

Çizelge 4.59. Diğer ırkların her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin MSPE bileşenlerine göre değerlendirilmesi

Diğer ırk parametreler N:394	b	R ²	r	MSPE	MSPE'nin %' si		
					Fark (bias)	Hat (Line)	Tesadüfi (Random)
DJKU&DJKG REGR	0.99972	0.769	0.877	643.28	0.0	0.0	1.0
DJKU&DJKG YSA	1.00221	0.805	0.897	544.57	0.0	0.0	1.0
DJKU REGR	1.00025	0.669	0.818	921.91	0.0	0.0	1.0
DJKU YSA	0.94655	0.702	0.838	836.14	0.0	0.007	0.992

Diğer ırkların YSA yöntemi ile tahmin edilen SKA'larının DJKU ve DJKG 'nin kullanıldığı modelde MSPE değeri 544.57 bulunmuş; bias, line ve random bileşenlerinin yüzdelerinin sırasıyla 0.0, 0.0 ve 1.0 olarak bulunmuştur. Diğer ırkların bias ve line yüzdelerinin sıfır ve sıfıra yakın oluşu kullanılan iki yöntemde Diğer ırkların SKA'ları tahmin etmede güçlü olduğunu ve ortalama tahmin kareleri hatası tesadüften ileri geldiğini göstermektedir (Çizelge 4.59).

Diğer ırkların SKA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri Çizelge 4.60'da verilmiştir.

Çizelge 4.60. Diğer ırkların her iki yöntemle elde edilen SKA tahminlerinin tanıtıcı istatistik değerleri

Diğer ırk parametreler N:394	Ortalama (kg)	Standart Hata	En küçük (kg)	En büyük (kg)
Gözlenen SKA	292.9	2.66	156.8	488.6
DJKU&DJKG REGR	292.7	2.33	169.7	416.4
DJKU&DJKG YSA	292.5	2.38	169.1	427.4
DJKU REGR	293.0	2.17	186.5	426.1
DJKU YSA	292.3	2.35	161.4	419.4

Diğer ırkların gözlenen SKA'larının ortalaması 292.9 kg, en küçük ve en büyük ağırlıkları sırasıyla 156.8 ve 488.6 kg olarak bulunmuştur. Diğer ırkların DJKU ve

DJKG'nin iki giriřli YSA yöntemiyle tahmin edilen SKA'larında ortalama, en küçük ve en büyük ağırlıklar ise sırasıyla 292.5, 169.1 ve 427.4 kg olarak bulunmuştur.

4.5. Genel Deęerlendirme

4.5.1. Tahmini canlı ağırlıklar genel deęerlendirme

Dijital vücut parametrelerinden çok ve tek deęişkenli REGR ve YSA yöntemleriyle tahmin modelleri Çizelge 4.61'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.61. Canlı ağırlıkların tahminine ilişkin çok ve tek deęişkenli REGR ve YSA modelleri

Parametreler	Canlı ağırlık tahmin modelleri R ² (%) deęerleri									
	Tüm veriler		Siyah Alaca		Esmer		Simental		Diđer	
İki deęişkenli	REGR	YSA	REGR	YSA	REGR	YSA	REGR	YSA	REGR	YSA
DJVU, DJSG	88.1	94.3	86.9	93.6	92.9	97.8	93.0	97.3	92.9	96.7
Tek deęişkenli										
DJVU	82.0	90.8	80.5	90.0	89.4	95.8	87.1	93.7	88.3	93.5

CA tahmin modelleri hem tüm veriler de hem de ırklarda, YSA modellerinden elde edilen R² deęerleri REGR modellerinden elde edilenlerden daha yüksek bulunmuştur.

YSA yönteminde DJVU ile DJSG'nin iki giriř olarak kullanıldığı CA modelin de en yüksek R² deęeri % 97.8 ile Esmer ırkında bulunmuş olup, bu R² deęerini Simental ırkı, Diđer ırklar, ve Siyah Alaca ırkı takip etmiştir (sırasıyla % 97.3, % 96.7 ve % 93.6). Aynı şekilde YSA yönteminde DJVU'nun tek giriř olarak kullanıldığı CA modelin de en yüksek R² deęeri % 95.8 ile Esmer ırkında bulunmuş olup, bu R² deęerini Simental ırkı, Diđer ırklar, ve Siyah Alaca ırkı takip etmiştir (sırasıyla % 93.7, % 93.5 ve % 90.0).

REGR yöntemiyle Siyah Alaca ırkı hayvanların CA'larının tahmin edildiđi DJVU ile DJSG'nin iki deęişkenli (R²=% 86.9), DJVU'nun tek deęişkenli (R²=% 80.5) modellerinden elde edilen R² deęerleri tez çalışmasındaki ırklar içinde en düşük deęerlere sahiptir. Bu yöntemde iki deęişkenli modelde en yüksek R² deęeri (R²=% 93.0) Simental ırkı için bulunmuşken, tek deęişkenli modellerde ise en yüksek R² deęeri (R²=% 89.4) Esmer ırkında bulunmuştur.

Bu çalışmadaki Siyah Alaca ve Esmer ırkı hayvanlar için elde edilen CA'lık tahmin modellerinin R^2 değerleri, Bozkurt vd., (2013)'nin yapmış oldukları çalışmadan düşük bulunmuştur (bakınız s.44 ve 50). Bunun nedeni hayvan materyalinin besi süresince besleme ve çevre şartlarının aynı olmasından, optimum kesim ağırlıklarının dar bir varyasyon göstermesinden kaynaklı olabileceği düşünülmektedir. Zira bu çalışmada 230-920 kg arası kesim ağırlığında farklı cüselde hayvan verileri bulunmakta olup modelin doğruluk performansını etkilemektedir.

CA'lar ile dijital vücut parametreleri arasındaki ilişkiler Çizelge 4.62'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.62. CA ve dijital vücut parametrelerinin ilişkileri

Parametreler	CA ve dijital vücut parametrelerinin ilişkileri				
	Tüm veriler	Siyah Alaca	Esmer	Simental	Diğer ırklar
DJVU	0.91	0.90	0.95	0.93	0.94
DJCDG	0.84	0.81	0.89	0.90	0.89
DJSG	0.88	0.87	0.90	0.91	0.90
DJBD	0.84	0.83	0.88	0.90	0.87

Tüm verilerde CA'lar ile dijital vücut parametreleri arasında en yüksek korelasyon değerleri $r=0.91$ ile CA ile DJVU arasında bulunmuştur.

Bu tez çalışmasındaki CA ile DJVU arasındaki en yüksek korelasyon değerleri ($r=0.95$) Esmer ırkında bulunmuş olup bu r değerini Diğer ırklar, Simental ırkı ve Siyah Alaca ırkında sırasıyla $r=0.94$ $r=0.93$, ve $r=0.90$ olarak bulunmuştur.

Gözlenen CA'lar ile her iki yöntemle elde edilen iki ve tek değişkenli en yüksek R^2 değerini veren modellerden elde edilen tahmini CA'lar arasındaki grup içi korelasyon katsayıları Çizelge 4.63'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.63. Gözlenen CA'lar ile tahmini CA'lar arasındaki grup içi korelasyon katsayıları

Parametreler	Tüm veriler N:3433	Siyah Alaca N:2472	Esmer N:79	Simental N:488	Diğer ırklar N:394
DJVU&DJSG REGR	0.937	0.930	0.964	0.947	0.963
DJVU&DJSG YSA	0.941	0.933	0.974	0.955	0.966
DJVU REGR	0.901	0.892	0.945	0.924	0.938
DJVU YSA	0.905	0.895	0.960	0.933	0.942

Tüm verilerde gözlenen CA'lar ile DJVU ve DJSG'nin giriş olarak kullanıldığı YSA yöntemiyle elde edilen tahmini CA'lar arasında en yüksek grup içi korelasyon katsayısı $r=0.941$ bulunmuştur.

Irklar bazında ise gözlenen CA'lar ile DJVU ve DJSG'nin giriş olarak kullanıldığı YSA yöntemiyle elde edilen tahmini CA'lar arasında en yüksek grup içi korelasyon katsayısı ($r=0.974$) Esmer ırkında bulunmuş olup, bu grup içi korelasyon katsayısı Diğer ırklar, Simental ırkı ve Siyah Alaca ırkında sırasıyla $r=0.966$, $r=0.955$ ve $r=0.933$ olarak bulunmuştur.

Tez çalışmasında gözlenen CA'lar ile her iki yöntemle elde edilen en yüksek iki ve tek değişkenli tahmini CA'lar ayrı ayrı grup içi korelasyon ile değerlendirilmiş ve en yüksek ilişki gözlenen CA'lar ile DJVU ve DJSG'nin giriş olarak kullanıldığı YSA yöntemiyle elde edilen tahmini CA'lar arasında bulunmuştur.

4.5.2. Tahmini karkas ağırlıkları genel değerlendirme

Dijital karkas parametrelerinden çok ve tek değişkenli REGR ve YSA yöntemleriyle tahmin modelleri Çizelge 4.64'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.64. Sıcak karkas ağırlıklarının tahminine ilişkin çok ve tek değişkenli REGR ve YSA modelleri

Parametreler	Sıcak karkas ağırlıkları tahmin modelleri R ² (%) değerleri									
	Tüm veriler		Siyah Alaca		Esmer		Simental		Diğer	
İki değişkenli	REGR	YSA	REGR	YSA	REGR	YSA	REGR	YSA	REGR	YSA
DJKU DJKG	75.3	88.5	74.7	87.5	84.4	93.4	79.4	91.5	76.9	89.7
Tek değişkenli										
DJKU	61.5	79.7	55.7	75.5	74.6	87.4	75.5	88.3	66.9	83.8
DJKG	59.9	78.1	60.9	78.9	70.1	85.6	55.6	78.6	63.2	80.8

SKA'larının tahmin modelleri hem tüm veriler de hem de ırklarda, YSA modellerinden elde edilen R² değerleri REGR modellerinden elde edilenlerden daha yüksek bulunmuştur.

YSA yöntemiyle DJKU ile DJKG' nin giriş olarak kullanıldığı modellerde en yüksek R² değeri % 93.4 ile Esmer ırkı hayvanlardan elde edilmiştir.

DJKU parametresinden her iki yöntemle SKA'ların tahmin edildiği modellerde, ırklar arasında en düşük R² değeri Siyah Alaca ırkında bulunmuştur.

YSA yöntemiyle SKA'ların tahmin edildiği, DJKU ile DJKG'nin iki girişli modellerinde en yüksek R² değeri (R²=% 93.4) Esmer ırkında bulunmuş olup, bu ırkı Simental ırkı, Diğer ırklar ve Siyah Alaca ırkı takip etmiştir (sırasıyla % 91.5, % 89.7 ve % 87.5). DJKU'nin tek girişli modellerinden elde edilen en yüksek R² değeri (R²=% 88.3) Simental ırkında bulunmuş olup, bu ırkı sırasıyla Esmer ırkı, Diğer ırklar ve Siyah Alaca ırkı takip etmiştir (sırasıyla % 87.4, % 83.8 ve % 75.5).

REGR yöntemiyle SKA'ların tahmin edildiği, DJKU ile DJKG'nin iki değişkenli modellerinde en yüksek R² değeri (R²=% 84.4) Esmer ırkında bulunmuş olup, bu ırkı Simental ırkı, Diğer ırklar ve Siyah Alaca ırkı takip etmiştir (sırasıyla % 79.4, % 76.9 ve % 74.7). DJKU'nin tek değişkenli modellerinden elde edilen en yüksek R² değeri (R²=% 75.5) Simental ırkında bulunmuş olup, bu ırkı sırasıyla Esmer ırkı, Diğer ırklar ve Siyah Alaca ırkı takip etmiştir (sırasıyla % 74.6, % 66.9 ve % 55.7).

Bu çalışmadaki elde edilen SKA'ları tahmin modellerinin R² değerlerinin diğer çalışmalardan yüksek çıkmasının nedeni, karkas ile karkas kamerası arasındaki

mesafenin yazılım programına sabit bir değer olarak girilip, referans kartlarından kaynaklı hata oranlarının elemine edilmesinden kaynaklanabileceği düşünülmektedir.

SKA'lar ile dijital karkas parametreleri arasındaki ilişkiler Çizelge 4.65'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.65. SKA ve dijital karkas parametrelerinin ilişkileri

Parametreler	SKA ve dijital karkas parametrelerinin ilişkileri				
	Tüm veriler	Siyah Alaca	Esmer	Simental	Diğer ırklar
DJKU	0.79	0.86	0.86	0.87	0.82
DJKG	0.78	0.84	0.84	0.75	0.80

Tüm verilerde SKA ile dijital karkas parametreleri arasında en yüksek korelasyon değerleri $r=0.79$ ile SKA ile DJKU arasında bulunmuştur.

Bu tez çalışmasındaki SKA ile DJKU arasındaki en yüksek korelasyon değerleri ($r=0.87$) Simental ırkında bulunmuş olup bu r değerini Esmer ırkı, Diğer ırklar, Siyah Alaca ırkında sırasıyla $r=0.86$ $r=0.86$, ve $r=0.82$ olarak bulunmuştur.

Gözlenen SKA'ları ile her iki yöntemle elde edilen tahmini SKA'lar arasındaki grup içi korelasyon katsayıları Çizelge 4.66'da gösterilmiştir.

Çizelge 4.66. Gözlenen SKA'lar ile tahmini SKA'lar arasındaki grup içi korelasyon katsayıları

Parametreler	Tüm veriler N:3433	Siyah Alaca N:2472	Esmer N:79	Simental N:488	Diğer ırklar N:394
DJKU&DJKG REGR	0.859	0.855	0.916	0.886	0.870
DJKU&DJKG YSA	0.878	0.867	0.934	0.912	0.892
DJKG REGR	0.760	0.715	0.856	0.860	0.802
DJKG YSA	0.778	0.725	0.863	0.877	0.832

Tüm verilerde gözlenen SKA'lar ile DJKU ve DJKG'nin giriş olarak kullanıldığı YSA yöntemiyle elde edilen tahmini CA'lar arasında en yüksek grup içi korelasyon katsayısı $r=0.878$ bulunmuştur.

Irklar bazında ise gözlenen SKA'ları ile DJKU ve DJKG'nin giriş olarak kullanıldığı YSA yöntemiyle elde edilen tahmini SKA'ları arasında en yüksek grup içi korelasyon katsayısı ($r=0.934$) Esmer ırkında bulunmuş olup, bu grup içi korelasyon katsayısı Simental ırkı, Diğer ırklar ve Siyah Alaca ırkında sırasıyla $r=0.912$, $r=0.892$ ve $r=0.867$ olarak bulunmuştur.

Gözlenen SKA'ları ile her iki yöntemle elde edilen en yüksek iki ve tek değişkenli tahmini SKA'ları ayrı ayrı grup içi korelasyon ile değerlendirilmiş ve en yüksek ilişki gözlenen SKA'lar ile DJKU ve DJKG'nin giriş olarak kullanıldığı YSA yöntemiyle elde edilen tahmini SKA'lar arasında bulunmuştur.



5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Çalışma kapsamında; 2472 adet Siyah Alaca, 79 adet Esmer, 488 adet Simental ve 394 adet Diğer ırklar olmak üzere toplam 3433 adet hayvan değerlendirilmiştir. Tüm veriler için gözlenen en küçük, en büyük ve ortalama CA'lar sırasıyla, 231.5 kg 927 kg ve 559.5 kg'dır. Yine çalışmada gözlenen en küçük, en büyük ve ortalama SKA'lar ise sırasıyla 98.2 kg, 521.8 kg ve 294.4 kg'dır.

REGR ve YSA yöntemlerinin kullanıldığı ve 4 adet parametrenin (DJVU, DJCDG, DJSG ve DJBD) tüm kombinasyonlarına yer verilen CA tahminleri için 15'er adet, 2 adet parametrenin (DJKU ve DJKG) kombinasyonlarına yer verilen SKA tahminleri için ise 3'er adet model geliştirilmiştir.

Kasaplık hayvanların dijital görüntü kaynaklı vücut ölçüleri kullanılarak canlı ağırlıkların tahmin edildiği modellerde; sadece DJVU ve DJSG değişkenlerine yer verildiği durumda elde edilen determinasyon katsayısı, DJCDG ve DJBD değişkenlerinin de dahil edildiği duruma yakın bulunmuştur. Dolayısıyla daha az dijital ölçüm değeri kullanılarak canlı ağırlık tahminlerinin yapılabileceği, hatta sadece tek bir parametrenin (DJVU) yeterli olabileceği belirlenmiştir.

Büyük cüsseli hayvanların dijital görüntüleri alınırken hayvan duruş pozisyonlarının önemli olduğu, keza 1 birimlik uzunluk farkının tahmini ağırlıkları önemli düzeyde değiştirebildiği gözlenmiştir.

Söz konusu yöntemlerle SKA'ların tahminine yönelik modellerin R^2 değerleri, ırklar bazında değerlendirildiğinde; Siyah Alaca'lar için DJKG parametresi kullanımında, DJKU parametresine kullanımına göre R^2 değeri daha yüksektir. Tüm verilerde, Esmer, Simental ve Diğer ırklar için ise tersi bir durum söz konusudur.

Bu çalışmada dijital görüntülerden DJKU ile DJKG parametrelerinin kullanılması yoluyla elde edilen karkas ağırlığı tahmin modelleri R^2 değerleri, canlı ağırlık tahmin modelleri R^2 değerlerinden daha düşük olarak bulunmuştur. Ayrıca kuadratik ve kübik determinasyon katsayıları için elde edilen değerler, doğrusal ilişkiler için bulunan determinasyon katsayılarına göre çok yüksek değildir.

Çalışmada kullanılan vücut ve karkas parametrelerinin tüm kombinasyonları için YSA yöntemiyle elde edilen R^2 değerlerinin REGR yöntemiyle elde edilen R^2 değerlerine göre daha yüksek bulunması canlı ve karkas ağırlık tahminlerinde kullanılabilmesini göstermektedir. Ancak istatistiki bir model oluşturulamaması ve dolayısıyla hazırlanacak yazılımlarda ağırlık tahminlerini sınırlandırması söz konusu yöntemin dezavantajlı yönü olarak değerlendirilmektedir.

CA'lar ve DJVU arasındaki korelasyon katsayısı ile SKA'lar ve DJKU arasındaki korelasyon katsayıları diğer parametrelere göre daha yüksek bulunmuştur.

Tüm çalışma verilerinin analizleri tamamlandıktan sonra ırklar temelinde ayrı bir değerlendirme yapılmıştır. REGR ve YSA yöntemleri kullanılarak gerçekleştirilen CA tahminlerine yönelik iki değişkenli (DJVU ve DJSG) ve tek değişkenli (DJVU) modeller için en yüksek R^2 değerleri sırasıyla Esmer, Simental, Diğer ve Siyah Alaca ırkları için elde edilmiştir. Çalışmadaki ırkların her birinin kendi içinde her iki yöntem ile ağırlık tahminlerinin ayrıntılı incelenmesi ve modellenmesi, yeni bir araştırma alanı açması ve benzer yeni uygulama alanlarına yol göstermesi literatüre faydalı olacağı düşünülmektedir.

Her iki yöntemle elde edilen en yüksek R^2 'lere sahip tek ve iki değişkenli ortalama CA tahminleri ile gözlenen ortalama CA'lar ve ortalama SKA tahminleri ile gözlenen ortalama SKA'lar ile karşılaştırılmıştır. Farklılıklar istatistiki olarak önemli bulunmamıştır ($P > 0.05$).

Bu çalışmadaki yöntemlerin besi işletmelerinde uygun kesim çağının belirlenmesinin yanı sıra YSA ve REGR modellemesi ile kesim öncesi canlı ve karkas ağırlığının tahmin edilebilirliğinde kolaylıklar sağlayacağı öngörülmektedir. Ayrıca bu yöntemlerin hayvancılıkta besi süresince alınacak periyodik dijital görüntülerden CA tahminleri yaparak bireysel performansı izlemeyi kolaylaştıracağı ve hayvanların optimum rasyonla beslenme düzeylerinin korunmasına katkı sağlayacaktır.

Bu alıřmada YSA'nın hayvancılık alanında kullanımına iliřkin yeni bir yaklařım sergilenmiř, elde edilen tahmin modellerinin hayvancılık iřletmelerinde, hayvancılık sanayinde ve arařtırmacılar iin pratikte kullanılabilirliđinin n aılmıřtır.

Tez alıřmasında YSA ve REGR yntemleriyle bulunan modellerin bađımsız veri setleri kullanılarak tahmin dođruluk dzeylerinin ve gerektiđinde bazı modifikasyonların yapılması nerilmektedir.



KAYNAKLAR

- Adamczyk K., Molenda K., Szarek J., Skrzyński, G., 2005. Prediction of Bulls; Slaughter Value From Growth Data Using Artificial Neural Network. *Journal of Central European Agriculture*, 6 (2), 133-142.
- Aktan, S., 2004. Sayısal Görüntü Analizinin (Digital Image Analysis) Hayvancılıkta Kullanım Olanakları ve Metodolojisi. 4. Ulusal Zootekni Bilim Kongresi, 1-3 Eylül, Isparta, 160-165.
- Baxes, G. A., 1994. *Digital Image Processing, Principles and Applications*. John Wiley&Sons, 480 p, U.S.A.
- Bozkurt, Y., 1991. Modelleme ve Bilgisayar Simülasyonunun Et Hayvancılığına Verimliliğin Artırılması Üzerine Olan Fonksiyonel Etkileri. *Milli Prodüktivite Merkezi Verimlilik Dergisi*, 1(2), 185-204.
- Bozkurt, Y., Ap Dewi, I., 2001. An Evaluation of Equations Based on Metabolizable Energy and Arc Protein Schemes to Predict Live Weight Gain of Hosed Beef Cattle. *Suranaree Journal of Science and Technology*, 8, 15-30.
- Bozkurt, Y., Özkaya, S., 2005a. An Assessment of the Arcmetabolizable Energy System to Predict Live Weight Gain of Brown-Swiss Cattle Grown Under Feedlot Conditions in Turkey. *Journal of Biological Science*, 5 (4), 411-416.
- Bozkurt, Y., Özkaya, S., 2005b. Performance Prediction Using ARC, Metabolizable Energy System for Different Breeds of Beef Cattle Fed with Two Different Feeding Grown Under Feedlot conditions. Erişim Tarihi: 19.04.2018. http://www.eaap.org/Previous_Annual_Meetings/2005Uppsala/Sessions/session_06.htm.
- Bozkurt, Y., Aktan, S., Özkaya, S., 2007. Body Weight Prediction Using Digital Image Analysis for Slaughtered Beef Cattle. *Journal of Applied Animal Research*, 32 (2), 195-198.
- Bozkurt, Y., Aktan, S., Özkaya, S., 2008. Digital Image Analysis to Predict Carcass Weight and Some Carcass Characteristics of Beef Cattle. *Journal of Animal and Veterinary Advances*, 3 (3), 129-137.
- Bozkurt, Y., Özkaya, S., Kilic, B., 2009. Comparison of Two Different Methods to Predict Meat Quality and Prediction Possibility Using Digital Image Analyses. *Journal of the Faculty of Veterinary Medicine, Kafkas University*, 15 (4), 485-489.
- Bozkurt, Y., Aydoğan, T., Tüzün, C. G., 2013. Açıkta Besi (Feedlot) Sisteminde Yetiştirilen Esmer ve Siyah Alaca Irkı Hayvanların Sayısal Görüntü İşleme ve Yapay Sinir Ağları Yöntemi ile Performans ve Karkas Özelliklerinin Saptanması. *Tübitak-Tovag Proje Sonuç Raporu*.

- Bozkurt, Y., Varban, S., Mikail, N., Dogan, C., 2017a. Prediction of Carcass Weight of Holstein and Brown Swiss Cattle Grown in a 12-Months Intensive Beef Production System by Using Real-Time Carcass Measurements. *Scientific Papers, Series D. Animal Science*, 60, 191-195.
- Bozkurt, Y., Mikail, N., Uluşar, Ü. D., Aktaş, H., Dogan, C., 2017b. Prediction of Bodyweight of Holstein and Brown-Swiss Male Cattle By Using Digital Images. *Scientific Papers, Series D. Animal Science*, 60, 196-201.
- Brethour J.R., 1994. Estimating Marbling Score in Live Cattle From Ultrasound Images Using Pattern Recognition and Neural Network Procedures. *Journal of Animal Science*, 72 (6), 1425-1432.
- Castelman, K. R., 1996. *Digital Image Processing*. Prentice Hall. Inc. 688 p, U.S.A.
- Çelik, U., Oral, M., 2003. Motorlu Araçlar İçin Plaka Tanıma Sistemi. *Elektrik-Elektronik Bilgisayar Mühendisliği 10. Ulusal Kongresi*, 18-21 Eylül, İstanbul, 499-502.
- Daley, W. D. R., Babbitt, S. S., 1991. Machine Vision: Quality Control By Computer. *Misset World Poultry*, 7 (4), 20–21.
- Dasiewicz, K., Slowinski, M., Sakowski, T., Oprzadek, J., Wisnisch, A., Dymnicki, E., Sloniewski, K., 2003. The Attempt of Video Image Analysis Use for Estimation of Meat Quality of Beef Breeds Bulls. Erişim Tarihi: 03.08.2018. <http://www.ejpau.media.pl/volume6/issue2/food/art-12.html>.
- Elmas, Ç., 2003. *Yapay Sinir Ağları*. Seçkin Yayıncılık. 192 s. Ankara.
- Fuentes-Pila, J., Ibanez, M., De Miguel, J. M., 2003. Predicting average feed intake of lactating siyah alaca cows fed totally mixed rations. *Journal of Dairy Science*, 86, 309-323.
- Gardner, T. L., Dolezal, H. G., Gardner, B. A., Nelson, J. L., Schutte, B. R., Tatum, J. D., Smith, G. C., Morgan, J. B., Wise, J. W., Calkins, C. R., 1997. Estimation of Beef Carcass Cutability Using Video Image Analysis, Total Body Electrical Ksuctivity or Yield Grade. Erişim Tarihi: 26.05.2018. <http://www.ansi.okstate.edu/research/1997rr/005.html>.
- Hatem, I., Tan J., Gerrard, D. E., 2003. Determination of Animal Skeletal Maturity by Image Processing. *Meat Science*, 65 (3), 999-1004.
- Heinrichs, J., Rogers, G.W., Cooper, J.B., 1992. Predicting Body Weight and Wither Height in Holstein Heifers Using Body Measurements. *Journal of Dairy Science*, 75 (12), 3576-3581.
- Hill, B. D., Jones, S. D. M., Robertson, W. M., Major, I. T., 2000. Neural Network Modeling of Carcass Measurements to Predict Beef Tenderness. *Canadian Journal of Animal Science*, 80 (1), 311-318.

- Işık, E., Güler, T., 2003. Elma Yüzey Alanlarının Görüntü İşleme Tekniği Yöntemiyle Saptanması. *Uludağ Üniversitesi Ziraat Fakültesi Dergisi*, 17 (1), 59-64.
- Jähne, B., 2005. *Digital Image Processing*. Springer-Verlag, 608 p, Germany.
- Kılınç, K., Köksel, H., Boyacı, İ. H., 2006. Görüntü İşleme Tekniği ve Gıda Teknolojisi Alanında Kullanımı: Deneysel Uygulamalar. *Türkiye 9. Gıda Kongresi*, 24-26 Mayıs, Bolu, 39-40.
- Lacroix, R., Wade, K. M., Kok, R., Hayes, J. F., 1995. Prediction of Cow Performance with a Connectionist Model. *Transactions of the Society of Agricultural Engineers*, 38 (5), 1573-1579.
- Lacroix, R., Salehi, F., Yang, X. Z., Wade, K. M., 1997. Effects of Data Preprocessing on the Performance of Artificial Neural Networks for Dairy Yield Prediction and Cow Culling Classification. *Transactions of the Society of Agricultural Engineers*, 40(3), 839-846.
- Li, J., Tan J., Martz, F. A., Heymann, H., 1999. Image Texture Features as Indicators of Beef Tenderness. *Meat Science*, 53 (1), 17-22.
- McDonald, T., Chen, Y. R., 1990. Separating Connected Muscle Tissues in Images of Beef Carcass Rib Eyes. *Transactions of the Society of Agricultural Engineers*, 33(6), 2059–2065.
- Molenda, K., Gil, Z., Żychlińska, J., 2001. Conception of Computer System Support in Detection of Pregnancy, Oestrus and Mastitis Based on Milk Temperature. 52nd Annual Meeting of EAAP, 26-29 August, Budapest, Hungary, Wageningen Pers, 132.
- Moore, C. B., Bass, P. D., Gren, M. D., Chapman, P. L., O'Connor, M. E., Yayas, L. D., Scanga, A. J., Tatum, J. D., Smith, G. C., Belk, K. E., 2010. Establishing an Appropriate Mode of Comparison for Measuring Performans of marbling Score Output From Video Image Analysis Beef Carcass Grading Systems. *Journal of Animal Science*, 88 (7), 2464-2475.
- Nielen, M., Spigt, M. H., Schukken, Y. H., Deluyker, H. A., Maatje, K., Brand, A., 1995. Application of a Neural Network to Analyse on-Line Milking Parlour Data for the Detection of Clinical Mastitis in Dairy Cows. *Preventive Veterinary Medicine*, 22 (1), 15-28.
- Özkaya S., 2006 Besi Sığırlarında Sayısal Görüntü Analizi ile Canlı Ağırlık ve Karkas Performansının Tahmin Edilmesi ve Tahmin Modelleri ile Karşılaştırılması. Süleyman Demirel Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 91s, Isparta.
- Öztemel, E., 2003. *Yapay Sinir Ağları*. Papatya Yayıncılık, 232 s, Ankara.

- Rook, A. J., Dhanoa, M. S., Gill, M. 1990. Prediction of the Voluntary Intake of Grass Silages by Beef Cattle. 3rd Precision of Alternative Prediction Models Animal Production, 50 (3), 455- 466.
- Salehi, F., Lacroix, R., Wade, K. M., 1998. Improving Dairy Yield Predictions Through Combined Record Classifiers and Specialized Artificial Neural Networks. Computers and Electronics in Agriculture, 20 (3), 199-213.
- Shackelford, S. D., Wheeler, T. L., Koohmaraie, M., 1998. Coupling of Image Analysis and Tenderness Classification to Simultaneously Evaluate Carcass Cutability, Longissimus Area, Subprimal Cut Weights, and Tenderness of Beef. Journal of Animal Science, 76 (10), 2631–2640.
- Smoler, E., Rook, A. J., Sutton, J. D., Beever, D. E., 1998. Prediction of Milk Protein Concentration from Elements of the Metabolizable Protein System. Journal of Dairy Science, 81 (6), 1619-1623.
- Sofu, A., Ekinci, Y., Demir, N., 2006. Gıda Mühendisliğinde Modelleme Sistemlerinin Matlab Programı Kullanılarak Uygulamaları. Türkiye 9. Gıda Kongresi, 24-26 Mayıs, Bolu, 33-34.
- Vassileva, S. T., Radev, D., 2001. Application of Neural Networks in Dairy Husbandry. Biotechnology in Animal Husbandry, 17 (5), 287-294.
- Wade, K. M., Lajoie, L., Lafontaine, S., Doyle, P., 1995. The Role of Artificial Intelligence in Decision Making Based on Farm Records. 29th Biennale Session of ICAR, 31 July-5 August, Ottawa, 329-333.
- Whyte, D., Claycomb, R., Kunemeyer, R., 2000. Measurement of Somatic Cell Count, Fat and Protein in Milk Using Visible to Near Infra-Red Spectroscopy. ASAE Annual International Meeting, 9-12 July, Milwaukee, Wisconsin, USA, 1-11.
- Wilkinson, R. F., Ming, R., Anderson, B., Bunch, T. D., White, K. L., 1996. The Use of Neural Networks in Developing Novel Embryo Culture Media-Formulations. Theriogenology, 45 (1), 41-49.
- Wu, W., Yang, J., 2009. Semi-Automatically Labeling Object in Images. IEEE Transactions on Image Processing, 18 (6), 1340-1349.
- Yağımlı, M., Varol, S., 2009. Renk Bileşenleri Yardımıyla Hareketli Hedeflerin Gerçek Zamanlı Tespiti. Journal of Naval Science and Engineering, 5(2), 89-97.
- Yaman, K., 2000. Görüntü İşleme Yönteminin Ankara Hızlı Raylı Ulaşım Sistemi Güzergâhında Sefer Aralıklarının Optimizasyonuna Yönelik Olarak İncelenmesi. Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi 116s, Ankara.

- Yaman, K., Sarucan, A., Atak, M., Aktürk, N., 2001. Dinamik Çizelgeleme İçin Görüntü İşleme ve Arıma Modelleri Yardımıyla Veri Hazırlama. Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi, 16 (1), 19–40.
- Yan, T., Angnew, R. E., Murphy, J. J., Ferris, C. P., Gordon, F. J., 2003. Evaluation of Different Energy Feding System with Production Data from Lactating Dairy Cows Offered Grass Silage-Based Diets. Journal of Dairy Science, 86 (4), 1415-1418.
- Yang, X. Z., Lacroix, R., Wade, K. M., 1999. Neural Detection of Mastitis from Dairy Herd Improvement Records. Transactions of the ASAE, 42 (4), 1063-1071.
- Yang, X. Z., Wade, K. M., Lacroix, R., 2000. Investigation Into the Production and Conformation Traits Associated with Clinical Mastitis Using Artificial Neural Networks. Canadian Journal of Animal Science, 80 (3), 415-426.
- Ying-dong, Q., Cheng-song, C., Shan-ben, C., Qing-chum, L., 2006. On-Line Measurement of Deposit Dimension in Spray Forming Using Image Processing Technology. Journal of Materials Processing Technology, 172 (2), 195-201.

EKLER

EK A. YSA yapısında kullanılan ağırlık ve eşik değerleri



EK A. YSA yapısında kullanılan ağırlık ve eşik değerleri

EK A.1. YSA yöntemiyle CA tahminlerinde kullanılan ağırlık ve eşik değerleri

Tüm verilerde YSA yöntemiyle DJVU ve DJSG parametrelerinden canlı ağırlıkların tahmininde kullanılan ağırlık (w) ve eşik (b) değerleri

```
% Input 1
x1_step1.xoffset = [104.1;29.5];
x1_step1.gain = [0.0248756218905473;0.0547945205479452];
x1_step1.ymin = -1;

% Layer 1
b1 = -0.89109250649472504513;
IW1_1 = [0.1080828279387459484 0.09046146632321785952];

% Layer 2
b2 = 6.5580427840247521587;
LW2_1 = 9.2919188107871484306;
```

Tüm verilerde YSA yöntemiyle DJVU parametresinden canlı ağırlıkların tahmininde kullanılan ağırlık (w) ve eşik (b) değerleri

```
% Input 1
x1_step1.xoffset = 104.1;
x1_step1.gain = 0.0248756218905473;
x1_step1.ymin = -1;

% Layer 1
b1 = 0.42782464669486364173;
IW1_1 = -0.37582089182868450017;

% Layer 2
b2 = 0.90173389845933960007;
LW2_1 = -2.511505336334077132;
```

EK A.2. YSA yöntemiyle SKA tahminlerinde kullanılan ağırlık ve eşik değerleri

Tüm verilerde YSA yöntemiyle DJKU ve DJKG parametrelerinden sıcak karkas ağırlıklarının tahmininde kullanılan ağırlık (w) ve eşik (b) değerleri

```
% Input 1
x1_step1.xoffset = [132.8;45.3];
x1_step1.gain = [0.016366612111293;0.0309119010819165];
x1_step1.ymin = -1;

% Layer 1
b1 = -0.1176850550365254322;
IW1_1 = [0.53000601899142485429 0.42894223435043160597];
```

```
% Layer 2  
b2 = 0.20694025136033508683;  
LW2_1 = 1.1172583361260219892;
```

Tüm verilerde YSA yöntemiyle DJKU parametresinden sıcak karkas ağırlıklarının tahmininde kullanılan ağırlık (w) ve eşik (b) değerleri

```
% Input 1  
x1_step1.xoffset = 132.8;  
x1_step1.gain = 0.016366612111293;  
x1_step1.ymin = -1;
```

```
% Layer 1  
b1 = 0.47082235263764277144;  
IW1_1 = -1.1749103805079030849;
```

```
% Layer 2  
b2 = 0.43868369214594077343;  
LW2_1 = -1.0023678119139567411;
```

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Cihan DOĞAN
Doğum Yeri ve Yılı : Eğirdir, 1985
Medeni Hali : Bekâr
Yabancı Dili : İngilizce
E-posta : cihan85dogan85@gmail.com

Eğitim Durumu

Lise : Isparta Milli Piyango Anadolu Lisesi, 2003
Lisans :Süleyman Demirel Üniversitesi, Ziraat Fakültesi,Zootečni Bölümü, 2009
Yüksek Lisans : Süleyman Demirel Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Zootečni Anabilim Dalı, 2012

Mesleki Deneyim

Isparta İli Damızlık Koyun Keçi Yetiştiricileri Birliği 2009-2010
Isparta İli Damızlık Sığır Yetiştiricileri Birliği 2011-2012

Yayınlar

Bozkurt, Y., Dogan, C., Uzun, N., 2012. Effect of Climate Change on Seasonal Performance of Feed-lot Beef Cattle in the West Mediterranean Region of Turkey. Casarus, J. Rogosic, J. Rosati, A. Stokovic I. and Gabina. D. (Ed), In Animal Farming and Environmental Interactions in the Mediterranean Region (67-72). EAAP Publication Academic Publishers, 276 p, Wageningen.

Bozkurt, Y., Dogan, C., Uzun, N., 2012. The Possibiity of Utilisation of Forest Pastures for Sustainable Animal Production Purposes in the West Mediterranean Region of Turkey. Casarus, J. Rogosic, J. Rosati, A. Stokovic I. and Gabina. D. (Ed), In Animal Farming and Environmental Interactions in the Mediterranean Region (109-116). EAAP Publication Academic Publishers, 276 p, Wageningen.

Bozkurt, Y., Dogan, C., 2018 Comparasion of Carcass Yield and Wholesale Meat Characteristics of Holstein and Brown Swiss Cattle. Scientific Papers. Series D. Animal Science, 61 (2), 231-234.

Bozkurt, Y., Dogan, C., 2018. Carcass Performance of Heifers and Bulls of Different Breeds. Scientific Papers. Series D. Animal Science, 61 (1), 31-34.

- Bozkurt Y., Varban S., Mikail, N., Dogan C., 2017. Prediction of Carcass Weight of Holstein and Brown Swiss Cattle Grown In a 12-Months Intensive Beef Production System By Using Real-Time Carcass Measurements. Scientific Papers. Series D. Animal Science, 60, 191-195.
- Bozkurt Y., Mikail, N., Uluşar, Ü. D., Aktaş, H., Dogan C., 2017. Prediction of Bodyweight of Holstein and Brown-Swiss Male Cattle By Using Digital Images Scientific Papers. Series D. Animal Science, 60, 196-201.
- Dogan, C., Bozkurt, Y., 2017. Determination of Grassland Areas By Using Remote Sensing and Geographic Information Systems, with Special Reference to Isparta, Turkey, Scientific Papers. Series D. Animal Science, 60, 221-225.
- Bozkurt, Y., Mikail, N., Dogan, C., 2017. Digital Image Analysis for Prediction Carcass Weight of Some Beef Cattle Breeds. 11th International Symposium Modern Trends in Livestock Production, 11-13 October, Belgrade, Serbia, 25-33.
- Bozkurt, Y., Mikail, N., Uluşar, Ü. D., Aktaş, H., Dogan, C., 2017. Prediction of Bodyweight of Holstein and Brown-Swiss Male Cattle By Using Digital Images. International Conference Agriculture for Life, Life for Agriculture. 8-10 June, Animal Science Book of Abstracts, Bucherest, Romania, 59.
- Bozkurt, Y., Varban, S., Mikail, N., Dogan, C., 2017. Prediction of Carcass Weight of Holstein and Brown Swiss Cattle Grown In a 12-Months Intensive Beef Production System By Using Real-Time Carcass Measurements. International Conference Agriculture for Life, Life for Agriculture. 8-10 June, Animal Science Book of Abstracts, Bucherest, Romania, 60.
- Dogan, C., Bozkurt, Y., 2017. Determination of Grassland Areas By Using Remote Sensing and Geographic Information Systems, With Special Reference to Isparta, Turkey. International Conference Agriculture for Life, Life for Agriculture. 8-10 June. Animal Science Book of Abstracts, Bucherest, Romania, 70.
- Bozkurt, Y., Dogan, C., 2016. Physical Performance and Carcass Characteristics of Holstein and Brown Swiss Cattle Grown in an Intensive Beef System. Scientific Papers. Series D. Animal Science, 59, 75-78.
- Bozkurt Y., Varban, S., Dogan, C., 2016. Prediction of Liveweight of Holstein and Brown Swiss Cattle Grown in an 12 Month Intensive Beef Production System by Using Real-Time Body Measurements, Lucrari Ştiinţifice-Seria Zootehnie, 45-49.
- Bozkurt, Y., Dogan, C., 2016. Performance Comparisons of Holstein and Brown Swiss Cattle Grown in a 12- month Feedlot Beef System. Bulgarian Journal of Agriculture Science, 22 (1),143–145.
- Bozkurt, Y., Dogan, C., 2016. Physical Performance and Carcass Characteristics of Holstein and Brown Swiss Cattle Grown in an Intensive Beef System.

International Conference Agriculture for Life, Life for Agriculture, 09-11 June, Bucharest, Romania, 43.

- Bozkurt, Y., Varban, S., Dogan, C., 2016. A Model Validation for Prediction of LW of Brown Swiss Cattle to Determine the most Accurate Prediction Range. Scientifical and Practical Institute of Biotechnologies in Animal Husbandry and Veterinary Medicine, 29 September – 01 October, Maximovca, Moldova, 39-42.
- Varban, S., Bozkurt, Y., Dogan, C., 2016. Seasonal Performance of Holstein and Brown Swiss of Feedlot Beef Cattle Grown Under The Mediterranean Conditions. Scientifical and Practical Institute of Biotechnologies in Animal Husbandry and Veterinary Medicine, 29 September – 01 October, Maximovca, Moldova, 287-290.
- Bozkurt, Y., Varban, S., Dogan, C., 2016. Prediction of Liveweight of Holstein and Brown Swiss Cattle Grown in an 12 Month Intensive Beef Production System by Using Real-Time Body Measurements, Modern Animal Husbandy-Food Safety and Durable Development, 20-22 October, Iasi-Romania, 27-28.
- Bozkurt, Y., Tuzun, C.G., Dogan, C., 2016. Prediction of carcass and live weights of some beef cattle breeds. EAAP, European Association for Animal Production, 67th Annual Meeting of the European Federation of Animal Science Book of abstracts, 29 August - 2 September, Belfast, United Kingdom, 130.
- Bozkurt, Y., Aydogan, T., Tuzun, C.G., Mikail, N., Varban, S., Dogan, C., Tatli, M., 2015. Some Applications of Artificial Neural Networks Used for Beef Cattle Production. 4th International Congress New Perspectives and Challenges of Sustainable Livestock Production, 7-9 Ekim 2015, Belgrad, Sirbistan.
- Bozkurt, Y., Dogan, C., 2015. Performance Comparisons of Holstein and Brown Swiss Cattle Grown in a-12 Month Feedlot Beef System. Anniversary Scientific Conference “Animal Science- Challenges and Innovations, 4-6 Kasım 2015, Sofya, Bulgaristan.
- Bozkurt, Y., Tuzun, C.G., Dogan, C., 2015. Comparisons of performance between Holstein and Brown Swiss cattle in a feedlot beef system. EAAP, European Association for Animal Production, 65th Annual Congress, 31 Ağustos-4 Eylül 2015, Varşova, Polonya.
- Bozkurt, Y., Uzun, N., Doğan, C., 2011. Grassland Evaluation based on GIS Model and Remote Sensing Data for Beef Cattle Grazing, EGF 2011 (European Grassland Federation) Symposium. Book of Abstracts 1(37), 28, Gumpenstein, Austria.
- Bozkurt, Y., Albayrak, S., Turk, M., Uzun, N., Doğan, C., 2011. Utilization of forest pastures for improving beef cattle production in mountainous part of West Mediterranean region of Turkey, EGF2011 (European Grassland Federation) Symposium. Book of Abstracts, Gumpenstein, Austria, 84.

- Dođan, C., Tatli, S., Uzun, N., Bozkurt, Y., 2010. Bykbař Hayvanların Karkas Kalite Derecelendirilmesi ve Farklı lkelerdeki Uygulamaları, 6. Ulusal Zootekni đrenci Kongresi, 20-21 Mayıs 2010, Konya, Trkiye.
- Bozkurt, Y., Ulutas, Z., Uzun, N., Dogan, C., 2010. Challenges in the Implementation of the Organic Regulations on Animal Production at the Farm Level in Turkey. Symposium of Organic Agriculture in Scope of Environmental Problems, 03-07 February 2010, Famagusta, Cyprus Island.
- Bozkurt, Y., Saatci, M., Uzun, N., Dogan, C., 2010. Animal Welfare Applications in Turkey within the Concept of Animal Production, Symposium of Organic Agriculture in Scope of Environmental Problems, 03-07 February 2010, Famagusta, Cyprus Island
- Bozkurt, Y., Saatci, M., Uzun, N., Dogan, C., 2010. An Evaluation of Potentiality of Natural Grasslands in the Eastern Part of Turkey for Improving Organic Livestock Production with Special Reference to Kars Province, Symposium of Organic Agriculture in Scope of Environmental Problems, 03-07 February 2010, Famagusta, Cyprus Island
- Bozkurt, Y., Dođan, C., Uzun, N., 2010. Effect of Climate Change on Seasonal Performance of Feed-lot Beef Cattle in the West Mediterranean Region of Turkey,. 11th biennial Mediterranean Symposium of the European Association for Animal Production, Animal Farming and Environment Interactions in Mediterranean Region, 27-29 October 2010, Zadar, Croatia.
- Bozkurt, Y., Dođan, C., Uzun, N., 2010. The Possibility of Utilisation of Forest Pastures for Sustainable Animal Production Purposes in the West Mediterranean Region of Turkey. 11th biennial Mediterranean Symposium of the European Association for Animal Production, Animal Farming and Environment Interactions in Mediterranean Region, 27-29 October 2010, Zadar, Croatia