



T.C.
KONYA TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

**KONUTLARDA DÖNEMSEL
FARKLILIKLARIN TESPİTİ İÇİN DERİN
ÖĞRENME TABANLI BİR CEPHE ANALİZ
YÖNTEMİ: KONYA ÖRNEĞİ**

Mustafa Alper Dönmez

DOKTORA TEZİ

Mimarlık Anabilim Dalı

Ekim-2021
KONYA
Her Hakkı Saklıdır

TEZ KABUL VE ONAYI

Mustafa Alper Dönmez tarafından hazırlanan “**Konutlarda Dönemsel Farklılıkların Tespiti İçin Derin Öğrenme Tabanlı Bir Cephe Analiz Yöntemi: Konya Örneği**” adlı tez çalışması 18/10/2021 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Konya Teknik Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Mimarlık Anabilim Dalı’nda DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmza

Başkan

Prof. Dr. Mine ULUSOY

.....

Danışman

Prof. Dr. Mine ULUSOY

.....

Üye

Doç. Dr. Murat ORAL

.....

Üye

Doç. Dr. Mehmet TOPÇU

.....

Üye

Doç. Dr. Hatice Derya ARSLAN

.....

Üye

Doç. Dr. Fatih SEMERCİ

.....

Yukarıdaki sonucu onaylarım.

Prof. Dr. Saadettin Erhan KESEN
Enstitü Müdürü

Bu tez çalışması ÖYP tarafından 2018-ÖYP-005 nolu proje ile desteklenmiştir.

TEZ BİLDİRİMİ

Bu tezdeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edildiğini ve tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

DECLARATION PAGE

I hereby declare that all information in this document has been obtained and presented in accordance with academic rules and ethical conduct. I also declare that, as required by these rules and conduct, I have fully cited and referenced all material and results that are not original to this work.

Mustafa Alper Dönmez

Tarih: 18/10/2021

ÖZET

DOKTORA TEZİ

KONUTLARDA DÖNEMSEL FARKLILIKLARIN TESPİTİ İÇİN DERİN ÖĞRENME TABANLI BİR CEPHE ANALİZ YÖNTEMİ: KONYA ÖRNEĞİ

Mustafa Alper DÖNMEZ

**Konya Teknik Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Mimarlık Anabilim Dalı**

Danışman: Prof. Dr. Mine ULUSOY

2021, 120 Sayfa

Jüri

**Prof. Dr. Mine ULUSOY
Doç. Dr. Murat ORAL
Doç. Dr. Mehmet TOPÇU
Doç. Dr. Hatice Derya ARSLAN
Doç. Dr. Fatih SEMERCİ**

Kültürel sürdürülebilirliğin ve kent kimliğinin önemli bir bileşeni olan mimari miraslar; geçmiş toplumların sosyolojik, ekonomik ve teknolojik birikimlerini günümüzde gözlemleyebilmek ve bu birikimlerden fayda sağlayabilmek için oldukça önemlidir. Geçmiş toplumların mimari birikimlerinin kategorize edilmesi medeniyetlere ait özelliklerin daha iyi anlaşılmasına katkı sağlamaktadır. Mimari mirasların dönem ve üslup özelliklerinin analizinde; arkeoloji, sanat tarihi, mimarlık tarihi vb. farklı disiplinlerden uzmanlar bir arada çalışmaktadır. Mimari miraslar üzerinde yapılan bu analizler uzmanların deneyimlerine ve kullandıkları yöntemlere bağlı olarak şekillenmektedir. Literatür çalışmaları neticesinde son dönemlerde kullanımı gittikçe yaygınlaşan yapay zeka yöntemlerinin mimari miras çalışmalarında uzmanlara önemli katkılar sağladığı görülmektedir. Bununla birlikte mimari mirasların dönem ve stillerinin belirlenmesinde yapay zeka tabanlı derin öğrenme yöntemlerinin kullanıldığı bir çalışma bulunmamaktadır. Bu tez çalışmada; uzmanların mimari miraslar üzerinde yapacakları dönem ve akım tespiti çalışmalarında daha pratik ve hassas analizler gerçekleştirebilmelerine katkı sağlayabilmek için, derin öğrenme tabanlı nesne tespit metodlarının alternatif bir araç olarak kullanılabilirliği test edilmiştir. Çalışma kapsamında, geleneksel Konya evlerinin cephe görüntüleri üzerinden analizlerde bulunarak dönem tespiti gerçekleştirebilen bir algoritma geliştirilmiştir. Önerilen algoritmanın uygulanabilmesi için öncelikle Konya ili tarihi kent merkezinde bulunan 4 farklı dönemde inşa edilmiş 80 geleneksel konutta ait 448 görüntü saha ve literatür çalışmaları neticesinde derlenmiştir. Daha sonra derlenen görüntüden 400 tanesi LabelMe programıyla dönemlerine göre etiketlenerek geliştirilen algoritmanın eğitim ve doğrulama veri setinin oluşturulmasında kullanılmıştır. Veri setlerinde bulunan görüntüler üzerinden eğitimi gerçekleştirilen algorithmada hızlı ve yüksek doğruluk kapasitesine sahip Daha Hızlı B-ESA mimarisi kullanılmıştır. Son olarak etiketleme işlemine tabi tutulmayan 4 farklı döneme ait 48 görüntü eğitimi tamamlanan algoritma ile test edilmiştir. Çalışmadan elde edilen bulgulara göre; geleneksel Konya evlerinin dönemlerinin belirlenmesinde kullanılan algoritmanın görüntüler üzerinden %96 ve üzeri doğruluk oranlarında dönem tespiti gerçekleştirdiği görülmüştür. Bu tez çalışması sonunda, geleneksel Konya evleri üzerinde uygulanmış olan derin öğrenme yönteminin daha sonra yapılacak farklı türdeki sınıflandırma ve tespit çalışmalarında da kullanılabilir etkili bir yöntem olacağı sonucuna varılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Yapay Sinir Ağı (YSA), Derin Öğrenme, Evrişimli Sinir Ağı (ESA), Makine Öğrenimi, Nesne Tanıma, Nesne Tespit, Nesne Sınıflandırma, Türk Evi, Geleneksel Konya Evleri

ABSTRACT

PhD THESIS

A DEEP LEARNING BASED FACADE ANALYSIS METHOD FOR DETECTION OF PERIODIC DIFFERENCES IN HOUSINGS: THE CASE OF KONYA

Mustafa Alper DÖNMEZ

**Konya Technical University
Institute of Graduate Studies
Department of Architecture**

Advisor: Prof. Dr. Mine ULUSOY

2021, 120 Pages

Jury

Prof. Dr. Mine ULUSOY

Assoc. Prof. Dr. Murat ORAL

Assoc. Prof. Dr. Mehmet TOPÇU

Assoc. Prof. Hatice Derya ARSLAN

Assoc. Prof. Fatih SEMERCİ

Architectural heritage, which is an important component of cultural sustainability and urban identity; It is very important to be able to observe the sociological, economic and technological accumulations of the past societies and to benefit from these accumulations today. Categorizing the architectural accumulations of past societies contributes to better understanding of the characteristics of civilizations. In the analysis of the period and style characteristics of architectural heritages; archeology, art and architectural history etc. experts from different disciplines work together. These analyzes on architectural heritage are shaped by the experience of experts and the methods they use. As a result of the literature studies, it is seen that artificial intelligence methods, which have become popular in recent years, make significant contributions to experts in architectural heritage studies. However, there is no study in which artificial intelligence-based deep learning methods are used in determining the periods and styles of architectural heritages. In this thesis study; The usability of deep learning-based object detection methods as an alternative tool has been tested in order to contribute to the ability of experts to perform more practical and sensitive analyzes in period and style detection studies on architectural heritage. Within the scope of the study, an algorithm has been developed that can perform period detection by analyzing the facade images of traditional Konya houses. In order to make the proposed algorithm applicable, first of all, 448 images of 80 traditional houses built in 4 different periods in the historical city center of Konya were compiled as a result of field study. 400 of the compiled image were labeled according to their periods with the LabelMe application and used in the creation of the training and validation data set of the developed algorithm. In the algorithm, which is trained on the images in the datasets, is used Faster R-CNN architecture with a fast and high accuracy capacity. Finally, 48 unlabeled images belonging to 4 different periods were tested with the algorithm that successfully completed the training. According to the findings obtained from the study; it has been observed that the algorithm used to determine the periods of traditional Konya houses performs period detection with an accuracy rate of 96% and above on the images. This shows that the developed algorithm will be a helpful method for experts working on architectural heritage. As a result of the thesis study; not only contributed to the literature on traditional Konya houses, but also proposed a new method that can be used in the period and style determination of architectural heritages in the future.

Keywords: Artificial Neuron Networks (ANN), Deep Learning, Convolutional Neural Network (CNN), Object Detection, Object Classification, Turkish House, Traditional Konya Houses, Machine Learning

ÖNSÖZ

Tez çalışmasının gerçekleşmesinde; yıllar süren çalışmamda bana her zaman yardımcı olan ve yol gösteren, ayrıca çalışmamın neticelenmesi için bana büyük destek veren değerli danışmanım Prof. Dr. Mine ULUSOY ve TİK üyelerim Doç. Dr. Murat ORAL ve Doç. Dr. Mehmet TOPÇU hocalarıma, çalışmama bilimsel katkılar sunarak çalışmamın gelişmesine katkı sağlayan Prof. Dr. Erkan ÜLKER hocama ve meslektaşım Dr. Mehmet Ergün HATIR'a, hayatım boyunca şahsımı her zaman ve her şekilde destekleyen babam Cengiz DÖNMEZ ve annem Nurten DÖNMEZ'e, çalışma süresince beni hiç yalnız bırakmayan, sevgi dolu biricik yeğenim Hiranur Hazel DÖNMEZ'e teşekkürü bir borç bilirim.

Mustafa Alper Dönmez
KONYA-2021

İÇİNDEKİLER

ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
ÖNSÖZ	vi
İÇİNDEKİLER.....	vii
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	ix
1. GİRİŞ	1
1.1. Araştırmanın Amacı.....	2
1.2. Araştırmanın Kapsamı	3
1.3. Araştırmanın Yöntemi	4
1.4. Kaynak Araştırması	6
2. TÜRK EVİ ve GELENEKSEL KONYA EVLERİ	22
2.1. Türk Evi	22
2.2. Geleneksel Konya Evleri ve Özellikleri	26
2.2.1. 19. yy. ilk yarısı geleneksel Konya evleri.....	31
2.2.2. 19. yy. ikinci yarısı geleneksel Konya evleri.....	33
2.2.3. 20. yy. ilk çeyreği geç Osmanlı dönemi geleneksel Konya evleri.....	34
2.2.4. 20. yy. ilk çeyreği 1. ulusal dönem geleneksel Konya evleri	36
3. YAPAY SİNİR AĞLARI (YSA) ve DERİN ÖĞRENME (DÖ)	38
3.1. McCulloch-Pitts Nöron.....	41
3.2. Perceptron	42
3.3. Adaline.....	45
3.4. Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı.....	48
3.4.1. YSA Mimarisi.....	49
3.4.1.1. Geri beslemeli / tekrarlayan sinir ağı mimarisi.....	50
3.4.1.2. İleri beslemeli sinir ağı mimarisi	50
3.5. Derin Öğrenme	53
3.6. Evrişimli Sinir Ağları (ESA)	56
3.6.1. Giriş katmanı.....	57
3.6.2. Evrişim katmanı	57
3.6.3. REDB: Rektifiye edilmiş doğrusal birim fonksiyonu.....	61
3.6.4. Birleşim (Havuzlama) katmanı	62
3.6.5. Düzleştirme katmanı	63
3.6.6. Tam bağlantılı katman	63
3.6.7. Düğüm seyreltme metodu	64
3.6.8. Sınıflandırma katmanı.....	66
3.7. Bölgesel Tabanlı ESA (B-ESA)	66
3.7.1. Seçici arama metodu	70
3.7.1.1. Maksimum olmayanın bastırılması işlemi	70

3.7.1.2. Kesişimin birleşime oranı işlemi	71
3.8. Hızlı Bölgesel Tabanlı Evrişimli Sinir Ağı (Hızlı B-ESA)	73
3.8.1. İlgilenilen bölge izdüşümü.....	74
3.8.2. İlgilenilen bölge (RoI) birleşimi	75
3.9. Daha Hızlı Bölgesel Tabanlı Evrişimli Sinir Ağı (Daha Hızlı B-ESA)	76
4. FARKLI DÖNEMLERE AİT GELENEKSEL KONYA EVLERİNİN DÖNEM TESPİTİNE YÖNELİK BİR YÖNTEM ÖNERİSİ	80
4.1. Veri Hazırlama ve Deneysel Ortam.....	80
4.2. Deneysel Bulgular ve Tartışmalar	99
5. SONUÇ	105
KAYNAKLAR	107
EKLER	118
ÖZGEÇMİŞ	120

SİMGELER VE KISALTMALAR

Kısaltmalar

ESA (KSA)	: Evrişimli (Konvolüsyonel) Sinir Ağları
B-ESA	: Bölgesel tabanlı Evrişimli Sinir Ağı
Hızlı B-ESA (B-KSA)	: Hızlı Bölgesel-tabanlı Evrişimli Sinir Ağı
Daha Hızlı B-ESA (B-KSA)	: Daha Hızlı Bölgesel-Tabanlı Evrişimli Sinir Ağı
BTA	: Bölge Teklif/Öneri Ağı
ReDB	: Rektifiye Edilmiş Doğrusal Birim
SA	: Seçici Arama
İBB	: İlgilenilen Bölge Birleşimi /Ortaklaması
YSA	: Yapay Sinir Ağları
TKA	: Tek katmanlı Algılayıcı
TBK	: Tam Bağlantılı Katman
MİB	: Merkezi İşlem Birimi
GİB	: Grafik İşlem Birimi
DÖ	: Derin Öğrenme
MOB	: Maksimum Olmayanın Bastırılması Tekniği

İngilizce Kısaltmalar ve Türkçe Karşılıkları

XOR	: eXclusive OR
COCO	: Common Objects in Context
ResNet	: Residual Networks
ILSVRC	: ImageNET Large Scale Visual Recognition Competition
MNIST	: Modified National Institute of Standards and Technology
Red Green Blue (RGB)	: Kırmızı, Yeşil, Mavi Renk uzayı
Artificial Intelligence (AI)	: Yapay Zeka
Machine Learning (ML)	: Makine Öğrenmesi
Deep Learning (DL)	: Derin Öğrenme (DÖ)
Artificial Neural Network (ANN)	: Yapay Sinir Ağı (YSA)
Convolutional Neural Networks (CNN)	: Evrişimli Sinir Ağları (ESA)
Region-based CNN (R-CNN)	: Bölgesel tabanlı ESA (B-ESA)
Fast Region-based CNN (Fast R-CNN)	: Hızlı Bölgesel-tabanlı ESA (Hızlı B-ESA)
Faster Region-based CNN (Faster R-CNN)	: Daha Hızlı Bölgesel-Tabanlı ESA (Daha Hızlı B-ESA)

Region Proposal Network (RPN)	: Bölge Teklif/Öneri Ağı (BTA)
Anchor	: Çapa
Selective Search (SS)	: Seçici Arama (SA)
Rectified Linear Unit (ReLU)	: Rektifiye Edilmiş Doğrusal Birim (ReDB)
RoI (Region of Interest) Pooling	: İlgilenilen Bölge (Ortaklaması) Birleşimi (İBB)
RoI Projection	: İlgilenilen Bölge İzdüşümü (Yansıması)
ADAptive LInear NEuron (ADALINE)	: Adaptif Doğrusal Nöron
Perceptron	: Algılayıcı (En basit tek katmanlı yapay sinir hücresi)
Backpropagation Algorithm	: Geri Yayılım Algoritması
Input Layer	: Girdi (Giriş) katmanı
Convulation Layer	: Evrişim (Konvolüsyon) katmanı
Flattening Layer	: Düzleştirme katmanı
Pooling Layer	: Birleşim (Ortaklama, Havuzlama) Katmanı
Max Pooling	: Maksimumda Birleşim (Ortaklama,Havuzlama)
Average Pooling	: Ortalamada Birleşim (Ortaklama,Havuzlama)
Fully-Connected Layer (FCL)	: Tam Bağlantılı Katman (TBK)
DropOut Regularization	: Düğüm seyreltme iyileştirmesi
Linear Regression	: Doğrusal Regresyon
Least Mean Square (LMS)	: En Küçük (Ortalama Kareleri) Kareler Yöntemi
Feed Forward Neural Network (FFNN)	: İleri Beslemeli (Yayılımlı) Yapay Sinir Ağı
Recurrent Neural Network (RNN)	: Geri Beslemeli (Tekrarlayan) Sinir Ağı
Intersection Over Union (IoU)	: Kesişimin Birleşime Oranı
Non-Max Suppression (NMS)	: Maksimum Olmayanın Bastırılması Tekniği (MOB)
Gradient Descent	: Gradyan Azalma
Kernel (Feature detector)	: Filtre (3x3,5x5 Matris)
Tensör	: 2, 3 ya da 4 boyutlu filtrele/matrislere tensör denilir.
Reseptif alan	: Filtrenin boyutu
Stride	: Filtrenin adım sayısı
Padding	: Dolgulama (fitre etrafında uygulanacak dolgu)
Bounding Box	: Sınırlayıcı Kutu
Total Lost	: Toplam Kayıp (Hata)
Batch size	: Küme boyutu
Learning Rate	: Öğrenme hızı
Momentum coefficient	: Momentum katsayısı
Central Processing Unit (CPU)	: Merkezi İşlem Birimi (MİB)
Graphic Processing Unit (GPU)	: Grafik İşlem Birimi (GİB)

1. GİRİŞ

Mimari miraslar, bulundukları bölgelerin kültürel zenginliklerini ve potansiyellerini gösterebilen önemli ifade araçlarıdır. Aynı zamanda medeniyetlerin benliği ve hayat tarzını incelemek için de eşsiz bir kaynaktır. Mimari mirası oluşturan kültür varlığı yapılar, geçmiş medeniyetlerin, unutulmuş yaşam biçimlerinin ve mimari geleneklerin günümüzdeki somut yansımalarıdır (Kuban ve Kahya, 2016). Mimari miraslar, sergiledikleri üsluplar, yapım teknikleri ve mekân tasarımlarıyla bulundukları bölgenin mimari birikimini yansıtır. Bu birikim, medeniyetlerin kültürel sürekliliğinin önemli bir parçasıdır. Barındırdıkları kültürel birikimler sayesinde nesillere yöresel ve ulusal kimlik hissi aşıl原因an mimari mirasların çağdaş yaşam ile bütünleştirilmesi ve kültür turizmi ile ulusal kimliğin uluslararası arenada tanıtılması toplumların kültürel sürekliliğini devam ettirmelerine katkı sağlamaktadır. Bölgesel, ulusal ve uluslararası kültürel sürdürülebilirliğin bir parçası olan mimari mirasların korunarak gelecek nesillere aktarılabilmesi büyük bir öneme sahiptir. Mimari mirasların korunması; eserlerin tarihi, estetik ve kültürel özelliklerini tespit ederek özgün değerlerinin muhafaza edilmesiyle mümkündür (Semerci ve Uğur, 2017).

Geçmiş uygarlıkların sosyolojik, ekonomik ve teknolojik durumları hakkında ayrıntılı birçok bilgi içeren mimari miraslar, tarihsel süreç içinde gelişmiş ve değişimler göstermiştir. Bu gelişim ve değişim aşamaları birbirinden farklı mimari akımları ortaya çıkartmıştır. Mimarideki bu farklı akımlar eserlerin inşa edildiği stil veya dönemi üzerinden adlandırılmaktadır. Uluslararası mecralarda Rönesans, Barok, Rokoko gibi birçok akım kendilerine has stilleriyle farklı mimariler ortaya çıkmıştır. Her yeni akım kendinden önceki dönemlerden beslenmesine rağmen kendine has özelliklerini de içinde barındırır.

Bu bağlamda her eserin dönemini veya stilini tespit etmek için o alanda uzman kişilere, uzmanların değerlendirme yapabilmeleri için geniş bir zaman dilimine ve çoğu zaman pahalı donanımlara ihtiyaç duyulmaktadır. Ancak günümüzde kullanımı giderek artan dijital teknolojilerin mimari mirasların korunması ve geliştirilmesinde geleneksel yöntemlerden daha efektif bir rol üstlenebileceği öngörülebilir. Son yıllarda tıp (Quinn ve ark., 2016; Sirinukunwattana ve ark., 2016; Kainz ve ark., 2017), ziraat (Sa ve ark., 2016; Fuentes ve ark., 2017), veterinerlik (Zin ve ark., 2018; Dandıl ve ark., 2019), mühendislik (Christiansen ve ark., 2016; Barut, 2018; Zakharova, 2017), mimarlık

(Arslan ve Ceylan, 2012; Arslan ve ark, 2017) vb. birçok alanda kullanımı yaygınlaşan yapay zeka yöntemleri ile yüksek doğruluk hassasiyetinde nesne sınıflandırma, tanıma ve tespit çalışmalarının yapıldığı görülmektedir. Buna rağmen mimari miras üzerinde yapılan çalışmaların sınırlı sayıda olduğu ve mimari mirasların dönem tespitinin gerçekleştirildiği bir çalışmanın henüz yapılmamış olduğu görülmektedir.

Mimari miraslar içinde sivil mimari eserlerin ayrı bir yeri vardır. Sivil mimari eserler toplumların kültürel yapısını gelecek nesillere aktarmada önemli bir yere sahiptir.

Konya, Selçuklu medeniyetine başkentlik yapmış tarihi bir kenttir. Geleneksel Konya evleri de tarihi süreç içinde çok değişim ve gelişim göstermiştir. Günümüze ulaşabilmiş olan örneklerin çoğunun ise yapım tarihi kesin olarak bilinmemektedir (Şekil 1.1). Bu çalışmada; Mimari mirasların koruma kararı öncesinde zaruri olan stil veya dönem özelliklerinin tespitinde daha hızlı ve hatasız değerlendirme yapabilen **derin öğrenme tabanlı bir nesne tespit algoritması geliştirilmesi** amaçlanmıştır. Çalışma kapsamında Konya ili tarihi kent merkezinde bulunan 19. yy. ve 20. yy. geleneksel Konya evlerinin stil özelliklerine göre 4 farklı dönem tespiti gerçekleştirebilen derin öğrenme algoritmasının geliştirilmesi hedeflenmiştir. Mimari miras alanında derin öğrenme yöntemi ile dönem tespitinin yapıldığı bu çalışmanın literatürdeki ilk uygulama olması, Mimari mirasların koruma kararlarına önemli bir katkı ve altyapı imkânı sağlayacaktır.

1.1. Araştırmanın Amacı

Son yıllarda kentlerin hızla büyümesi, kentsel rant ve mimari mirasın yeterli korunamamasına bağlı çeşitli nedenlerle, mimari miraslar kimliklerini kaybetmekte ya da yok olma tehdidi altında bulunmaktadır. Gelecek nesillere aktarılmayı bekleyen kültürel değerlerimizin maruz kaldığı bu deformasyon, kültürel sürdürülebilirliğimizin sağlanmasında karşılaşılan en önemli problemlerden biri olarak karşımıza çıkmaktadır. Tez çalışmasında mimari mirasların korunmasında zaruri olan eserin stil ve döneminin belirlenmesinde daha hızlı ve doğru bir yaklaşım olan derin öğrenmenin kullanılabilirliği ortaya koyularak kültürel sürdürülebilirliğe katkı sağlanması hedeflenmiştir. Geleneksel Konya evlerindeki tarihlendirmeyi kolaylaştırmak amacıyla yapılan tez çalışması, daha sonra yapılacak olan diğer mimari miras örneklerinin tarihlendirilmesi çalışmalarına da bir altlık oluşturacaktır.

1.2. Araştırmanın Kapsamı

Tez çalışması kapsamında Konya ili tarihi kent merkezi ve çevresinde bulunan 19. yy. ve 20 yy. geleneksel Konya evlerinin cephe karakterlerine göre dönem tespiti yapılmıştır. Çalışmanın, coğrafi, tarihi ve fiziki kapsamı belirlenirken ele alınan başlıca nedenler aşağıda belirtilmiştir.

Jeopolitik konumu ile Konya ili; tarihsel süreç içerisinde Hititlerden Lidyalılara, Perslerden Romalılara, Selçuklulardan Osmanlılara birçok medeniyete ev sahipliği yapmış olduğu için sayısız kültürel ve mimari zenginliği sınırları içerisinde barındırmaktadır. Bu kültürel zenginliklerden biri olan Çatalhöyük antik kenti ile dünyadaki en eski konut mirasını devralan Konya (Kunduracı, 2012), yüzyıllar içinde değişik etmenler altında geliştirdiği konut kültürü sayesinde özellikle konut çalışmaları için eşsiz bir kaynak olma özelliğine sahiptir. Geçmişten gelen birikimlerin, Türk toplumunun yaşam biçimiyle harmanlanması sayesinde oluşan Türk evi anlayışıyla inşa edilmiş geleneksel Konya evleri bu çalışmanın fiziki kapsamını oluşturmaktadır.

Mimari miraslar içinde konut yapılarının mülkiyetlerinin uzman personeli ve bütçesi bulunan kamu kurum ve kuruluşlarından ziyade çoğunlukla sivil halka ait olması, bu yapı grubunun korunmasında sistematik eksiklikler oluşturmaktadır. Bu eksiklikler nedeniyle günümüzde yeterince korunamayan ve sayısı giderek azalan geleneksel Konya evleri; bakımsızlık, vandalizm, kentsel rant vb. birçok nedenden dolayı kimliğini yitirme sürecine girmiş ve yok olma tehdidiyle karşı karşıya kalmıştır. Yukarıda bahsedilen nedenlerden dolayı kültürel birikimimizin önemli bir parçası olan geleneksel Konya evleri korunmaya en çok ihtiyacı olan yapı tipini oluşturmaktadır.

Özellikle Türk evi mozağinin en nadide parçalarını temsil eden geleneksel Konya evlerinin yok olma sürecine girdiği günümüzde hem Konya evlerinin kültürel değerleri hakkında farkındalık yaratmak hem de özgün kent kimliğinin korunmasına katkı sağlanmak için geleneksel Konya konutları tez kapsamında seçilerek çalışmanın evrenini oluşturmaktadır. Günümüze ulaşan geleneksel Konya evleri genellikle tarihi kent merkezi içerisinde bulunmasından dolayı araştırmanın coğrafi kapsamını oluşturmaktadır. Çalışmanın tarihsel kapsamında ise Konya ili kent merkezinde 19. yüzyıldan önceki dönemlere ait konut yapılarının bulunmamasından dolayı 19. yy. ve 20. yy. geleneksel Konya evlerinden çalışmada yararlanılmıştır.

1.3. Araştırmanın Yöntemi

Araştırmanın temel problemini oluşturan “mimari mirasların korunması ve gelecek nesillere aktarılmasına katkı sağlamak” sorunsalı ile alakalı olarak, mimari miras yapılarının dönem tespitinde sistematik bir çözüm aranmıştır. Araştırmanın amacı olarak öne sürülen mimari mirasın proaktif bir yaklaşımla korunması doğrultusunda; teorik ve uygulamalı olmak üzere iki aşamalı bir çalışma stratejisi belirlenmiştir.

a) Teorik aşaması

Çalışmanın **teorik** aşamasında kuramsal ve kavramsal alt yapının sağlanması amacıyla literatüre ve analiz yöntemlerine yönelik araştırmalar yapılmıştır. Teorik araştırmalar iki bölümde ele alınmaktadır. Teorik araştırmanın ilk bölümü; geleneksel Konya ev tipolojisini belirleyen temel ve ayırt edici özellikler oluşturmaktadır. Bu bölümde yapılan teorik araştırmalar neticesinde geleneksel Konya evleri ayırt edici özelliklerine göre dört sınıfa ayrılmıştır (EK 1 ve EK2).

1. Sınıfı 19. yy. ilk yarısında inşa edilmiş geleneksel Konya evleri
2. Sınıfı 19. yy. ikinci yarısında inşa edilmiş geleneksel Konya evleri
3. Sınıfı 20. yy. ilk çeyreğinde inşa edilmiş geç Osmanlı dönemi geleneksel Konya evleri
4. sınıfı 20. yy. ilk yarısında Birinci Ulusal Mimarlık Akımı etkisiyle inşa edilmiş Geleneksel Konya evleri oluşturmaktadır.

Geleneksel Konya evlerinin dönemlerine göre sınıflandırılmasında Konya evleri hakkında literatürde bulunan çalışmalarda dönemleme sistemi ve konutların cephe düzenlerindeki farklılıklar ele alınmıştır.

Yapay sinir ağları (YSA) ve derin öğrenme (DÖ) teorik araştırmanın ikinci bölümünü oluşturmaktadır. Derin öğrenme son yıllarda popülerleşmiş çok katmanlı evrişimsel YSA mimarilerinin öğrenim yöntemi ve tüm ESA mimarilerini kapsayan bir makine öğrenim alanıdır. Nesne sınıflandırma ve tespit çalışmalarında kullanılan DÖ mimarileri üzerinde yapılan teorik çalışmalar neticesinde Daha Hızlı ESA mimarisinin diğer DÖ mimarilerden daha hızlı ve doğru sonuçlar üretebildiği görülmüş ve çalışmanın uygulama aşamasında kullanılacak yöntem olmasına karar verilmiştir.

b) Uygulama aşaması

Çalışmanın **uygulama** aşamasında; saha araştırması yapılarak geleneksel Konya evleri yerinde incelenmiş ve veri kümesi oluşturmak amacıyla dijital olarak belgelendirilmiştir. Ayrıca veri kümesinin zenginleştirilmesi amacıyla kamuya açık dijital veri paylaşım platformları üzerinden geleneksel Konya evleri hakkında araştırmalar yapılarak özellikle günümüze ulaşamamış geleneksel Konya evlerinin bir kısmına ait görüntülere ulaşılmış ve veri kümesine dahil edilmiştir. Kamuya açık dijital veri paylaşım platformları ve saha çalışmaları neticesinde 4 farklı döneme ait 80 geleneksel Konya evinden 448 görüntü derlenmiştir (Ek 1 ve Ek 2). 448 görüntünün 156 tanesi kamuya açık kaynaklardan, 292 tanesi saha çalışmasından elde edilmiştir.

Çalışma mantığı nedeniyle daha hızlı ESA mimarisinin eğitim, doğrulama ve test aşamalarında kullanılacak görüntülerin aynı boyutta olması gerekmektedir. Bu bağlamda veri kümesini oluşturmak amacıyla derlenen Geleneksel Konya evlerine ait tüm görüntüler FastStone Photo Resizer programı kullanılarak 4624×3472 piksel boyutlarında olacak şekilde yeniden boyutlandırılmıştır ve daha hızlı ESA mimarisinin kullanımına uygun hale getirilmiştir.

Yeniden boyutlandırılan 448 görüntüden 48 tanesi daha hızlı ESA mimarisi ile oluşturulacak algoritmanın dönem tespit (test) aşamasında kullanmak için ayrılmıştır. Geriye kalan 400 görüntü teorik aşamada belirlenen 4 döneme göre sınıflandırılarak LabelMe programı yardımıyla etiketlenmiştir. Etiketleme işlemi; bir görüntü içinde bulunan herhangi bir nesnenin sınıfı ve görüntü içindeki sınırlarının belirlenerek görüntü üzerine işlenmesidir. Etiketleme işlemi sayesinde algoritma, görüntü içinde bulunan nesnelerin özelliklerini nesnelerin sınıflarına göre öğrenebilmektedir. Etiketlenmesi yapılan 400 görüntünün %80’ni daha hızlı ESA mimarisiyle oluşturulan algoritmanın eğitim veri setini, %20’si doğrulama veri setini oluşturmakta kullanılmıştır. Doğrulama veri seti, eğitim veri seti içindeki etiketli görüntüler üzerinden öğrenimini gerçekleştiren algoritmanın kendi hiper parametrelerini en efektif şekilde ayarlayabilmesini sağlamakta kullanılmaktadır.

Son aşamada eğitimi tamamlanan algoritmaya etiketlenmeden ayrılmış 48 görüntü sunularak dönem tespiti gerçekleştirilmiştir.

1.4. Kaynak Araştırması

Mimari mirasın korunmasına ve sürdürülebilirliğinin sağlanmasına katkı sağlamayı hedefleyen bu çalışma, **literatür araştırması** ve **alan çalışması** olarak iki bölümden oluşmaktadır. Doktora tezinin temelini oluşturmak için çalışmanın literatür araştırmasında geleneksel Konya evleri ve nesne tespit yöntemleri yerli ve yabancı makaleler, kitaplar, sempozyumlar ve lisansüstü tezler üzerinden araştırılmıştır. Bu sayede literatürde eksik olan alanların belirlenmesine çalışılmıştır. Geleneksel Konya evleri hakkında yapılan literatür çalışmasında; geleneksel Konya evlerinin oluşumunda büyük etkisi olan Türk evi, yöresel özellikleriyle geleneksel Konya evleri ve 20. yy. başları Anadolu mimarisinde etkili olan Birinci Ulusal Mimarlık dönemi hakkındaki çalışmalar ele alınmış ve incelenmiştir. Geleneksel Konya evlerinin temel ve ayırt edici özellikleri bu şekilde belirlenmeye çalışılmıştır. Nesne tespit yöntemleri hakkında yapılan literatür araştırması ise ilk nesne tanıma (sınıflandırma) algoritması olan Perceptron'dan başlayarak, Adaline, çok katmanlı Perceptron, Xor problemi, Evrişimli Yapay Sinir Ağları (ESA), Bölgesel ESA (B-ESA), Hızlı B-ESA ve Daha Hızlı B-ESA üzerinden yapılmıştır. Yapılan literatür çalışmaları neticesinde günümüze ulaşan geleneksel Konya evlerinin 4 farklı dönemde sınıflandırılabilceği, sınıflandırma ve tespit işlemi için de en uygun yöntemin Daha Hızlı B-ESA olduğuna karar verilmiştir.

Geleneksel Konya evleri hakkında incelenen çalışmalar

Berk (1951) “Konya evleri” isimli doçentlik tezinde; Konya ilinin coğrafı, jeolojik, iklimsel ve tarihsel yapısını tanımlamış ayrıca o dönemde bulunan Konya evleri üzerinden değerlendirmelerde bulunmuştur. Bu değerlendirmeler 16 tanesi Hayatlı, 10 tanesi sofalı olmak üzere iki plan tipinde toplamda 26 adet geleneksel Konya evi planı üzerinden çizim ve fotoğraflar kullanılarak yapılmıştır. Plan şemaları dışında geleneksel Konya evlerini oluşturan mekanlar, yapı malzemeleri, yapım tekniği ve yapı öğelerini de çizim ve fotoğraflarla desteklenerek alt başlıklar halinde ayrıntılı olarak açıklanmıştır. Berk (1951) geleneksel Konya evlerinin karakteristik özelliğini yansıtan mabeynli evleri genellikle tek katlı bir veya iki odalı küçük yapılar olarak tanımlamış, sofalı evleri zengin ve imtiyazlı zümrenin sahip olduğu daha geniş ve genelde çok katlı yeni nesil konut yapısı olarak tarif etmiştir.

Berk (1951), kamu isteğiyle başlayan yapısal bir değişim olduğundan ayrıca söz etmektedir. Ancak Avrupa etkileri neticesinde oluşmaya başlayan bir üslup değişiminden bahsetmemektedir (Berk, 1951). Berk'in (1951) Hayatlı evleri anlattığı bölümünde bahsettiği tek katlı mabeyinli veya tahtaboşa sahip geleneksel Konya evleri günümüze ulaşmamıştır. Sofalı evler bölümünü anlatırken örnek olarak kullandığı geleneksel Konya evlerinden de sadece 2 tanesi günümüze ulaşabilmiştir. Bu durum 70 yıl öncesine ait geleneksel Konya evlerinden birçok örneğin günümüze ulaşamadan yok olduğunu ve Konya evlerinin kültürel bir erozyon içinde olduğunu göstermektedir.

Sözen ve Dülgerler (1979) "Konya Evlerinden Örnekler" isimli makalelerinde; dört adet geleneksel Konya evini mekân özellikleri ve fonksiyonları, yapı malzemeleri, yapı öğeleri ve süslemeleri üzerinden incelemişlerdir (Sözen ve Dülgerler, 1979). Geleneksel Konya evleri üzerinden yapılan tanımları fotoğraflarla görselleştirerek anlatmaya çalışmışlardır. Makale, sadece konutları tanımlamak üzerine yazılmış olduğundan sonuç bölümü bulunmamaktadır. Ancak ele aldığı dört geleneksel Konya evi hakkında verdikleri detaylı bilgiler sayesinde Konya evlerindeki değişim ve gelişim hakkında kaynak olarak kullanılmıştır. Makalede geçen 4 adet evin sadece 2 tanesi günümüze ulaşabilmiştir. Bu evler Serficeli Osman Anadol evi ve Muharremoğlu evidir. Celile Berk'in doçentlik tezinde olduğu gibi Konya evlerindeki kültürel yok oluş bu çalışmanın günümüzde incelenmesi sonucunda da görülmektedir. Sadece 40 yıl önce örnek alınan evlerin yarısı günümüze ulaşamamıştır.

Ulusoy (1992) "19. Yy. Konya Ev Mimarisine Avrupa Mimarisinin Etkileri" isimli yüksek lisans tezinde; geleneksel Konya evlerinde görülen Avrupa mimari etkilerini incelemiştir. Tezde yer alan üç ev günümüze ulaşmıştır. Gelişen ve değişen geleneksel Konya evlerinden sınırlı sayıda örneğe yer verilmiştir (Ulusoy, 1992).

Karpuz (1999), "*Osmanlı'da Konut Mimarisi Konya Örneği*" isimli makalesinde; Osmanlı Konut Mimarisi içinde geleneksel Konya evlerinin yerini ve önemini; planı oluşturan mekanlar, Plan Tipleri, Cephe Özellikleri, Süsleme Tarzı, Yapı Malzemesi ve Elemanları üzerinden fotoğraflar ve çizimler ile tanıtmaktadır. Çalışmada 18. yüzyıldan sonra Konya evlerinde bir üslup değişiminden bahsedilmektedir. Bununla birlikte Konya evlerinin yeterince korunamadığından dolayı geleneksel konut dokusunun yok olma sürecine girdiği ve acilen Konya evleri üzerinde çalışmalar

yapılarak Konya evlerinin korunmasına destek verilmesi gerektiğinden bahsetmektedir. Makalede bahsedilen Konya evlerinin birçoğu günümüze ulaşamamıştır.

Aygör (2005) “20. Yüzyıl ilk Yarısı Konya Evlerinde Cephe ve Demir Parmaklıklar” isimli yüksek lisans çalışmasında; Konya kent merkezinde bulunan 18 Konya evini detaylarıyla anlatmaktadır. Geleneksel Konya evleri üzerindeki incelemeler Genel Tanım (yapı malzeme ve tekniği, plan elemanları ve plan tipi), Cephe Tasarımı ve Elemanları (Saçaklar, Çıkmalar, Pencereler, Kapılar) Demir Parmaklıklar (Malzeme ve Yapım Tekniği, Birleşme Tekniği, Montaj Tekniği) başlıkları altında 3 bölümde ele alınmıştır. Anlatımlar çizim ve resimlerle desteklenmiştir.

Ulusoy (2007) “Geleneksel Konya Evleri ve Avrupa Etkisi” adlı kitabında; Konya ve çevresinde bulunan geleneksel Türk evi plan şemaları üzerinden okumalar yaparak geleneksel Konya evlerinin temel özelliklerini ve zamanla üzerlerinde oluşan batılılaşma etkilerinin geleneksel Konya evleri üzerindeki etkisini anlatmaktadır.

Karpuz (2009), 3 ciltten oluşan “Türk Kültür Varlıkları Envanteri Konya” isimli kitabının 1. cildinde bulunan “Evler” kısmında; Konya şehir merkezinde bulunan 19 adet geleneksel Konya evini ayrıntılı olarak incelemiştir. Örnek olarak alınan 19 geleneksel Konya evi; fotoğraf, plan, görünüş ve kesit çizimleri ile yapı malzemesi, plan şeması, süsleme tarzı vb. kısa bilgileri verilerek tanıtılmıştır.

Gümüş ve Koçak (2010) yürütücülüğünde oluşturulan “Konya il Merkezi Taşınmaz Kültür ve Tabiat varlıkları Envanteri” kitabının Konya evleri bölümünde 152 adet tescilli konut yapısı kısa ve önemli bilgiler verilerek tanıtılmaktadır. Bu yapılar içerisinde 2 apartman yapısı, 10 Alman stili istasyon lojman evi, 13 adet Sille yerleşkesinde bulunan gayrimüslim evi çalışma kapsamı dışında tutularak geri kalan 127 geleneksel Konya evi dönem sınıflandırması ve tespiti için kaynak olarak tez çalışmasında kullanılmıştır.

Yazıcı (2010), “Geleneksel Konya Konutlarında İşlev Dönüşümü ve Etkileri” isimli yüksek lisans tezinde; koruma ve yeniden kullanım kavramı, Türk evi ve geleneksel Konya evlerinin genel özellikleri hakkında kısa bilgiler verdikten sonra, 19. yy. ait 4 geleneksel Konya evinin rölöve ve restorasyon çalışmaları incelemiştir. Yazıcı (2010), çalışmasında incelediği 4 geleneksel Konya evinin plan şeması, yapım tekniği ve yapı malzemeleri hakkında ayrıntılı bilgiler verilmiştir. İncelenen 4 geleneksel Konya evi dışında değerlendirmeye katkı sağlaması amacıyla 4 tane daha geleneksel

Konya evini deęerlendirmelere katmıřtır. Ayrıca hem sürekli kullanıcıların hem de deęiřken kullanıcıların, yeniden kullanım hakkında görüşlerini ve memnuniyetlerini tespit etmek amacıyla anketler yapmıřtır. Sonuç olarak yeniden iřlevlendirilen geleneksel Konya evlerinin çoęunlukla kullanıcı memnuniyeti içinde olduęu görölmüřtür.

Arslan (2012), “Türkiye’deki Geleneksel Konut Tipoloji ve Bileřenlerinin Süreklilięi” isimli yüksek lisans tezinde; Modernleřme ve Küreselleřmenin kültürün birçok alanını etkileyerek deęiřtirdięi ve zengin dünya kültürlerini tek biçimli hale getirdięi řeklindeki söylemlerin ne derece doęru olduęunu irdelemiř ve geleneksel konut bileřenlerinin süreklilięini göstermeye çalışmıřtır.

Kunduracı (2012), “Konut Mimarisi, Geleneksel Karatay Evlerinden Örnekler” isimli kitap bölümü çalışmasında; Konya kenti Karatay ilçesinde bulunan çoęu tescil edilmiř 19 geleneksel Konya evini plan řeması, yapı malzemesi, yapı sistemi ve süsleme özelliklerini incelemiř ve aktarmıřtır. İnceledięi örneklerin geç dönem örnekleri olduęunu Karatay ilçesinde bulunan geleneksel Konya evlerinin de dięer geleneksel Konya evleri gibi iç sofalı ve sofanın iki yanındaki odalardan meydana gelen plan düzenlemesine sahip olduęundan bahsetmektedir. Kunduracı (2012) geniř bir avlu içerisinde bulunan Karatay evlerinin genellikle bir izbe (bodrum) katı ve onun üzerinde bulunan iki normal kat řeklinde inşa edildięinden bahsetmektedir. Bununla birlikte çalışmada yapıların üst örtülerinin geç dönem uygulaması olarak ahřap malzeme kullanılarak kırma çatı řeklinde inşa edildięinden ve bazı örneklerde evlerde tahtaboř kullanımı göröldüęünden bahsetmektedir. Ayrıca Kunduracı (2012) konutların restorasyon onarımında modern malzeme kullanımının konutların mimari deęerlerini düşürdüęünden bahsetmektedir.

Kunduracı (2014), “Meram’da Tarihi Konutlar” isimli kitap bölümünde; Konya ili Meram ilçesinde bulunan 50 adet tescilli yapıdan 22 tanesini plan tipi, yapı malzemesi ve süsleme tarzı ile resimlerle tanıtmaktadır. Kunduracı (2014), Meram ilçesinde bulunan geleneksel Konya evlerinin bir avlu içerisinde genellikle arka bahçeli olarak iç sofalı ve iki katlı tasarlanıp, kerpiç, tař ve ahřap yapı malzemesi kullanılarak inşa edildięinden bahsetmektedir. Bununla birlikte evlerin üst katlarında cumba bulunduęunu ve bu cumbanın genellikle sofa çıkması olduęundan bahsetmektedir. Kunduracı (2014) Cephelelerdeki süslemelerin 20. yüzyıldan sonra artmıř olduęuna

dikkat çekerek, Türk evi stilinde olduğu gibi geleneksel Konya evi cephelerinin de iç mekanlara göre daha sade tasarlandığından bahsetmektedir.

Aygör (2015a), “Konya Evlerinde Cihannüma” isimli makalesinde; cihannüma isimli mekanların batılılaşma etkileri, ekonomik şartlar ve mimaride teknik gelişmeler sonucunda 19. yy. sonları ve 20. yy. başlarında geleneksel Konya evlerinde görülmeye başladığından bahsetmektedir. Aygör (2015a) cihannümanın asıl çıkışının geleneksel Konya evlerinde arsa kullanımının kısıtlılığından kaynaklandığından ve cihannüma kullanımıyla üst örtüde bir gelişim meydana geldiğinden bahsetmektedir. 4 kategoride sınıflandırılan cihannüma stillerinin Konya’da 3 tipinin bulunduğunu 6 adet geleneksel Konya ev örneği üzerinden fotoğraflarla göstermektedir. Makalede örnek alınan geleneksel Konya evlerinin 5 tanesi 20. Yy. ilk çeyreğine diğer 1 tanesi 19. Yy. sonuna ait konutlardır. Cihannüma kullanımının ağırlıklı olarak 20. Yy. ilk çeyreğinden itibaren kullanılmaya başlanıldığı bu makaleden anlaşılmaktadır. Makalede örnek olarak alınan 6 evin sadece 4 tanesi günümüze ulaşabilmiştir.

Aygör (2015b), “19. Yüzyıl Sonu ve 20. Yüzyıl Başlarında Konya Evlerinin Mimari Gelişimi ve Değişimi” isimli doktora tezinde, Konya ilinde bulunan ve gitgide azalan geleneksel Türk evlerinin son 100 yıldaki gelişim ve değişimi anlatılmaktadır. Çalışmada 19.yy. sonundan 20. yy. başına kadar geçen süreçte inşa edilmiş 40 adet Konya evi ayrıntılı olarak anlatılmaktadır. Konya evleri çalışmada geleneksel, gelişen ve değişen evler olarak 3 kategoride sınıflandırılmıştır. Süreç içinde geleneksel Konya evlerinin önce geliştiği sonra değiştiği anlatılmaktadır. Çalışmada bahsedilen Konya ev mimarisindeki değişim ve gelişim plan özellikleri, cepheler, yapı elemanları ve iç süslemeler üzerinden anlatılmaktadır. Tez çalışması literatür taraması, arşiv çalışması ve arazi çalışmalarına dayanmakta olup konutların plan, kesit, görünüş ve rölöve çalışmaları ile bölgenin haritaları, tablolar, şekiller ve fotoğraflarla desteklenmiştir. Tez çalışması geleneksel Konya evleri hakkında günümüze kadar yapılmış en kapsamlı ve ayrıntılı çalışmalardan bir tanesidir. Geleneksel Konya evlerinin dönem özelliklerini anlamada ve dönem tespiti yapabilmek için sınıflandırmada önemli bir kaynak olarak tez çalışmasında kullanılmıştır.

Ulusoy ve Ulusoy (2015) "Kültürel Değişim Bağlamında Konut; Konya Örneği" isimli makalelerinde; 2 geleneksel konut ve 2 apartman yapısı üzerinden değerlendirmelerde bulunmuş ve sonuç olarak kültürel faktörlerin geleneksel Konya

evlerinin plan şemasını etkilediği, mekân tercihleri ve organizasyonunu değiştirdiğinden bahsetmişlerdir. Konya’da inşa edilen ilk apartman yapılarının geleneksel Konya evi iç sofalı plan şemasında tasarlanmış olmalarına rağmen, geleneksel konut yapısındaki değişimin ilk basamağı olduğundan bahsetmektedirler.

Kunduracı (2016), “Eski Konya Evlerinde Çıkma Uygulamaları” isimli makalesinde; Geleneksel Konya evlerinde bulunan çıkmaları (cumba) tanımlamıştır. Makalede 22 geleneksel Konya evine ait fotoğraflar kullanılmıştır. Kunduracı (2016) Geleneksel Konya evlerindeki cumbaları; çıkmaların uzadığı yön, yapı malzemesi, yapım teknikleri ve binadaki konumlarına göre 4 sınıfa ayırarak yorumlamaktadır. Kunduracı (2016) Konya ve çevresinde bulunan geleneksel konutlarda oda çıkması görülmesine rağmen, çoğunlukla çıkmanın sofadan yapıldığını söylemektedir. Sofa çıkmalarının genellikle giriş kapılarının üzerinde ve ana caddeye bakan cephelerde konumlandığını ancak bazı konutların arka cephelerinde de çıkmalara rastlandığından söz etmektedir. Kunduracı (2016) Bölgede hâkim olan çıkma planının dikdörtgen formda, tek yönde uzayan, üç cepheli tipler olduğunu bazı konutlarda üçgen veya çokgen formlu plan şemalarının da tercih edildiğini söylemektedir. Ayrıca ilçelerde bulunan çıkmaların Konya kent merkezindeki sade evlere göre daha süslü ve gösterişli olduğundan bahsetmektedir. Kunduracı (2016) çıkmaların ortaya çıkışının yer kazanmak, arsanın yamukluğunu gidermek, girişi vurgulamak, cepheye estetik ve hareketlilik kazandırmak gibi ana sebeplerinin yanında içe dönük aile yaşamını sokakla birleştirilme amacıyla yapıldığını söylemektedir. Bu bağlamda çıkmaların 19. yy. sonu batı etkileriyle yapıldığı düşünülmektedir.

Dönmez (2017), “Konya Evlerinde Mahremiyet ve Tevazunun Mekâna Yansıması” isimli yüksek lisans tezinde; İslam anlayışından gelen tevazu ve mahremiyet kavramlarının geleneksel Konya ev mimarisi üzerindeki etkilerini; plan şemaları, cephe düzenlemeleri, iç ve dış süslemeler vb. mimari öğeler üzerinden ayrıntılı olarak açıklamaktadır. Tez çalışmasında 19. yy. ortalarından 20. yy. başlarına doğru geçen süre zarfında toplumda oluşan mahremiyet ve tevazu kavramlarındaki anlayış değişiminin geleneksel Konya evlerine etkisi farklı dönemlere ait 18 geleneksel Konya evi üzerinden plan, cephe ve süslemedeki farklılaşmalarla ortaya konulmaya ve anlatılmaya çalışılmaktadır.

Birinci Ulusal Mimarlık Akımı hakkında incelenen çalışmalar

Aktemur ve Arslan (2010) makalelerinde; Batılılaşma eğilimine karşı ilk ciddi tepki olan Birinci Ulusal Mimarlık Akımının ne zaman, neden, nasıl ve kimler tarafından ortaya çıktığını anlatmaktadırlar. Aktemur ve Arslan (2010) batılılaşma eğilimine tepki olarak ortaya çıkan bu yeni akımın geç kalmış bir Türk Revivali olduğunu ve aslında batılı mimari tarzlardan beslendiğini dile getirmektedirler. Aktemur ve Arslan (2010) İstanbul ili Karaköy semtinde bulunan 4 adet 1. Ulusal Mimarlık Akımı kamu yapısı üzerinden yaptıkları incelemelerde; 1. Ulusal Mimarlık Akımı yapı cephelerinin, aynı dönemde inşa edilen diğer yapı stillerinin cephelerine göre daha zengin bir süslemeye sahip olduklarını, Selçuklu ve Osmanlı mimarlığından esinlenen oyma ve taş işçiliğine geniş yer verildiğini ve yapılarda kemerli pencerelerin, çini dekorasyonunun, Osmanlı kubbelerinin bulunduğunu anlatmaktadırlar.

Küçükköroğlu (2014) 1. Ulusal Mimarlık Akımı ve özelliklerinden bahsettiği “Ulusal Mimarlık Dönemi Konya Yapılarında Türk Çini Sanatından Yansımalar” isimli makalesinde; Konya ilinde bulunan 4 adet 1. Ulusal Mimarlık Akımı yapısı üzerinden yapıların mimari özellikleri ve çini tezyinatları hakkında değerlendirmelerde bulunmuştur. Bu yapılar Anber Reis Camii (1911), Yapı Kredi Bankası Binası / Eski Osmanlı Bankası (1913), Konya (Gazi) Lisesi (1917) ve Konya Postane Binasıdır (1926). Küçükköroğlu (2014) 1. Ulusal Mimarlık Akımının; Selçuklu ve Osmanlı mimarisinden ilham alan ancak batılı anlayışında etkilerinin görüldüğü seçmeci bir akım olduğunu söylemektedir. Küçükköroğlu (2014) Ayrıca 1. Ulusal Mimarlık Akımının ve bu akımda kullanılan geleneksel sanat anlayışının halkı bir araya getiren ve geçmişine bağlayan güçlü araçlar olduğu, Konya yapılarının geleneksel mimariden izler taşıması nedeniyle kentin tarihi ve çağdaş yapıları arasında bir ara dönem oluşturduğunu anlatmaktadır.

Kopuz (2016) makalesinde; 1. Ulusal Mimarlık Akımı özelliklerini Adana tren garı üzerinden değerlendirmektedir. Çalışmada 1. Ulusal Mimarlık Akımı ve özellikleri, Adana-Mersin demiryolu hattı tarihi, Adana tren istasyonunun mimari kurgusu, Adana gar binası, sosyal tesisler ve lojman binalarının mimari özellikleri fotoğraflar, plan ve görünüş çizimleri yardımıyla ayrıntılı olarak anlatılmaktadır. Sonuç olarak Adana gar binasının 1. Ulusal Mimarlık Akımı yapısı özellikleri gösteren önemli bir kamu yapısı olduğu ve halen orijinal fonksiyonunda kullanıldığı belirtmektedir. Kopuz (2016) 1.

Ulusal Mimarlık Akımı özelliklerini; Simetrik olarak planlanmış iki veya üç katlı binalar olmaları, cephede yatay kornişlerle kat ayrımının yapılması, girişin bulunduğu orta bölüm ve köşelerin normalden yüksek yapılması, ana cephenin diğer cephelerden daha özenli tasarlanması, çini panolarla bezemenin yapılması ve geniş saçakların alt kısımlarının eski Türk mimarlığı saçak altı ve tavan süslenmeleri benzeri geometrik desenlerle işlenmesi olarak anlatmaktadır.

Yaldız ve Parlak (2018) makalelerinde; 12 adet Birinci Ulusal Mimarlık Akımı kamu yapısının plan ve cephe özelliklerini analiz etmişlerdir. İncelenen kamu yapılarının dikdörtgen plan şemasına sahip simetrik planda tasarlandığı, simetrik cephelerde giriş vurgusunun arttırılması için giriş üzerinde kubbe, balkon ve çıkma gibi yapı elemanları eklendiği, her katta farklı tarzda pencere ile yatayda kat ayrımı yapıldığı ve cephe estetiğini arttırabilmek adına yoğun taş işlemlerinin bulunduğu aktarılmaktadır (Yaldız ve Parlak, 2018).

Çubukçu (2021) makalesinde; Erken Cumhuriyet Dönemi öncesinde yaşanan politik gelişmeler ve ulusal kimlik anlayışı, Erken Cumhuriyet Dönemi'ndeki Birinci ve İkinci Ulusal Mimarlık Akımı etkisiyle Ankara'da yapılan kamu yapılarını incelenmiştir. Birinci Ulusal Mimarlık akımından bahsettiği bölümde dönem içinde Ankara'da inşa edilmiş kamu yapılarına ve mimarlarına değinilmiştir. Birinci Ulusal Mimarlık dönemi özellikleriyle inşa edilen yapıların iç mekanlarının sade, dış cephelerinin dikkat çekici olarak tasarlandığından, yapıların konum ve fiziki şartları haricinde genellikle simetrik plana sahip geniş bir dikdörtgen olarak planlandığından bahsedilmektedir (Çubukçu 2021). Ayrıca yapıların cephelerinin, yatay ve dikey kademelerle Osmanlı ve Selçuklu mimarisi özellikleri taşıdığı, sivri kemer ve cephe yaklaşımlarıyla anıtsallığın ön plana çıkartıldığı, yapılarda taş ve çini bezemelerin kullanıldığını belirtilmektedir (Çubukçu 2021).

Geleneksel Konya evleri ve Birinci Ulusal Mimarlık akımı hakkında incelenen çalışmalar; geleneksel Konya evlerinin dönem tespitini yapabilmek için oluşturulacak sınıflandırmada, Konya ev tipolojisinin temel ve ayırt edici dönem özelliklerini belirleyebilmek adına tez çalışmasında kullanılmıştır.

Nesne tanıma ve sınıflandırma yöntemleri hakkında incelenen çalışmalar

Llamas ve arkadaşları (2017) çalışmalarında; mimari miras niteliğindeki çoğunluğu kilise ve dini tapınaklar olan çeşitli yapıların 10 farklı türdeki mimari öğelerini (Apsis, Tono, Kubbe (iç ve dış), Sütun, Çörten, Vitray, Sunak, Uçan Payanda, Çan Kulesi) nesne tanıma yöntemiyle sınıflandırmaya çalışmışlardır. Sınıflandırmayı yapabilmek için 10.235 görüntüden oluşan bir veri seti oluşturulmuştur. Derlenen 10.235 görüntünün %80'i (8188) algoritmanın eğitim aşaması için ve kalan %20'si (2047) algoritmanın doğrulama aşaması için kullanılmıştır. Doğrulama seti, her sınıftan görüntülerin %20'sinin rastgele seçilmesiyle oluşturulmuştur (Llamas ve arkadaşları, 2017). Oluşturulan veri kümesine Mimari Miras Öğeleri Veri Kümesi (AHE_Dataset) adı verilmiştir. Oluşturulan veri seti AlexNet, ResNet Inception-v3 ve Inception-ResNet-v2 gibi farklı ESA (CNN) mimarileri üzerinden farklı piksel boyutlarında test edilmiştir. En iyi sonuç ortalama 0.93 tahmin doğruluğu ile ResNet ağında sağlanmıştır. Bu çalışma sonucunda hem daha sonra yapılacak mimari öğelerin sınıflandırılması çalışmalarında kullanılabilecek Mimari Miras Öğeleri veri seti isimli kamuya açık dijital bir kütüphane oluşturulmuş, hem de nesne tanıma yöntemleriyle mimari öğelerin sınıflandırmasının yapılabileceği gösterilmiştir.

Özgür ve Nar (2019) makalelerinde; hassas tarım ve tarım robotlarında gerçek zamanlı olarak ekin ve yabancı ot ayrımı yapabilen LeNet-5, AlexNet, VGG16 ve MobileNet derin öğrenme mimarilerinin performanslarını karşılaştırmışlardır. Çalışmada Derin öğrenme kütüphanesi olarak Keras 2.2.4 ve Tensorflow 1.12.0 versiyonu, veri seti olarak halka açık olan Plant Seedlings veri seti kullanılmıştır. Plant seedlings Hollanda'da yaygın olarak bulunan ekinlerin ve yabancı otların laboratuvar ortamında yetiştirilerek çeşitli büyüme zamanlarında fotoğraflarının çekilmesiyle oluşturulmuş bir veri setidir. Plant Seedlings veri seti üzerinde doğruluk oranlarının daha sağlıklı ve güvenilir olması için 3 çapraz onaylama ile deneyler yapılarak sonuçlar elde edilmiştir. VGG16 mimarisinin test seti üzerindeki doğruluk oranı (%31) eğitim süresi 63.25 epoch / saniye, LeNet-5 test seti üzerindeki doğruluk oranı (%69) eğitim süresi 26.85 epoch / saniye, MobileNet test seti üzerindeki doğruluk oranı (%85) eğitim süresi 33.90 epoch / saniye ve AlexNet test seti üzerindeki doğruluk oranı (%85) eğitim süresi

28.20 epoch / saniye olarak gerçekleşmiştir. Sonuç olarak AlexNet mimarisinin bu veri seti için en uygun derin öğrenme mimarisi olduğu kabul edilmiştir.

Abed ve arkadaşları (2020) çalışmalarında; önceden eğitilmiş evrişimli sinir ağları GoogLeNet, ResNet-18 ve ResNet-50 mimarilerini, herkese açık bir veri kümesi olan Kültürel Miras görüntülerine uygulanmayı önermiştir. Deneysel sonuçlar sırasıyla "%87.91", "%95.47" ve "%95.57" doğrulukla umut verici sonuçlar göstermiştir. Test 3 farklı piksel boyutunda (64×64 , 128×128 , 224×224) ayrı ayrı denenmiştir. 64×64 piksel testlerinde %87.91 doğruluk oranıyla GoogLeNet, 128×128 piksel testlerinde %95.57 doğruluk oranıyla ResNet18, 224×224 piksel testlerinde %95.47 doğruluk oranıyla ResNet-101 başarılı çıkmıştır. Her grupta 50'şer adet görüntü olmak üzere toplam 10 grupta (Apsis, Tono, Kubbe (iç ve dış), Sütun, Çörten, Vitray, Sunak, Uçan Payanda, Çan Kulesi) 500 görüntü üzerinde testler gerçekleştirilmiştir.

Bingöl ve arkadaşları (2020) makalelerinde; deprem yönetmeliğinde belirtilen plan düzlemindeki düzensizlik durumlarını görüntüler üzerinden bir uzman gibi inceleyebilen ve projenin düzenli veya düzensiz taşıyıcı sisteme sahip olduğuna dair tahminde bulunabilen Düzensizlik Kontrol asistanı (DK asistanı) isimli bir görüntü işleme prototipi oluşturmuşlardır. DK asistanı sayesinde hem mimarların deprem mimarlığı bilinciyle erken aşamada doğru kararlar alabilmesini sağlamak hem de proje aşamasında ortaya çıkabilecek istenmeyen revizyonların önüne geçebilmek hedeflenmiştir. Bingöl ve arkadaşları (2020) IMAGE AI kütüphanesinden yararlanarak burulma düzensizliği kuralına göre düzenli ve düzensiz taşıyıcı sistem şemalarından oluşan iki tür veri seti oluşturmuşlardır. Veri setleri betonarme kolon, perde ve düşey sirkülasyon elemanları düzenini gösteren ve rijitlik merkezleri birbirinden farklı olan 80 adet şemadan oluşmaktadır. Daha sonra şemalardan üretilen 2048 görüntü algoritmanın eğitilmesi için kullanılmıştır. Algoritmanın öğrenme sürecinin tamamlanmasından sonra DK asistanı prototipi 3 adet gerçek plan örneği ile test edilmiştir. Örneklerin ikisinde burulma düzensizliği olup birinde burulma düzensizliği bulunmamaktadır. Test sonuçlarına göre DK asistanı birinci yapıda %99,9 oranında, ikinci yapıda ise %98,7 oranında burulma düzensizliğini, 3. Yapıda ise %92,5 oranında düzenli taşıyıcı sistem olduğunu tespit etmiştir (Bingöl ve arkadaşları, 2020). Algoritmanın bir uzman gibi yüksek doğruluk oranında tahminlerde bulunduğu görülmüştür.

Aktaş (2020) yüksek lisans çalışmasında; görme engelli bireyler için derin öğrenme yöntemi kullanılarak anlık olarak dokunsal parke yüzeylerinin tespit edebilen bir teknoloji geliştirmeyi amaçlanmıştır. Aktaş (2020) çalışmasında, geleneksel görüntü işleme algoritmalarının aksine derin öğrenme yöntemleri ile görüntü işleme algoritmalarını bir arada kullanmıştır. Nesne tespit etme alanında en iyi modellerden biri olan YOLO-V3 modeli DenseNet modeli ile birleştirilerek YOLOV3-Dense modeli oluşturulmuştur. Aktaş (2020) tarafından oluşturulan ve içerisinde 4580 etiketli görsel içeren Marmara Dokunsal Parke Yüzeyi (MDPY) isimli veri seti üzerinde YOLO-V2, YOLO-V3 ve YOLOV3Dense modelleri ayrı ayrı eğitilmiş ve performansları karşılaştırılmıştır. YOLOV3-Dense modelinin %92 ortalama hassasiyet, %89 F1-skor ve %81 IoU değerleri ile dokunsal parke yüzeyleri tespit etmede diğer modellerden daha başarılı olduğu görülmüştür (Aktaş, 2020).

Daha hızlı B-ESA ile ilgili incelenen çalışmalar

İnik ve Ülker (2017) “*Derin Öğrenme ve Görüntü Analizinde Kullanılan Derin Öğrenme Modelleri*” isimli makalelerinde; derin öğrenme ve Evrişimsel Sinir Ağı mimarisinin katmanları olan Evrişim, Birleşim, REDB, Düğüm Seyreltme, Tam Bağlantılı Katman ve Sınıflandırma Katmanı hakkında detaylı bilgiler vermişlerdir. Ayrıca derin öğrenmede temel mimariler olarak kabul edilen AlexNet, ZFNet, GoogLeNet, Microsoft RestNet ve Bölgesel Tabanlı ESA mimarileri hakkında açıklamalarda bulunmuşlardır. Bölgesel Tabanlı ESA mimarileri hakkında yaptığı karşılaştırmaya göre aralarında nesne tanımadaki büyük bir fark bulunmamasına rağmen, B-ESA mimarisinin bir görüntüyü 50 saniyede, Hızlı B-ESA mimarisinin görüntüyü 2 saniyede, Daha hızlı B-ESA mimarisinin görüntüyü 0,2 saniyede işleyerek sınıflandırma yapabildiği belirtilmektedir (İnik ve Ülker, 2017). Sonuç olarak derin ağların daha düşük hesaplama maliyetiyle çalıştırılması üzerine donanım ve yazılım çalışmalarının yapılması bu şekilde daha gelişmiş mimariler elde edilebileceği aktarılmaktadır.

Dandıl ve arkadaşları (2019) “*Daha Hızlı Bölgesel Evrişimsel Sinir Ağları ile Sığır Yüzlerinin Tanınması*” isimli makalelerinde; hayvanların biyometrik özellikleri kullanılarak bireysel olarak takip edilebilmelerini sağlayan Daha Hızlı Bölgesel-Evrişimsel Sinir Ağı (Daha Hızlı B-ESA) tabanlı bir sistem geliştirilmeye çalışmışlardır. Çalışmada öncelikle, beş farklı sığır cinsinin yüz görüntülerini içeren

1579 fotoğraf derlenerek bir veri seti oluşturulmuştur. Veri setindeki görüntülerin 200 tanesi Sığır 1'e, 172 tanesi Sığır 2'ye, 384 tanesi Sığır 3'e, 467 tanesi Sığır 4'e ve 356 tanesi ise Sığır 5'e aittir. Bu görüntülerden 1129 tanesi nesne tanıma ağının eğitimi için, 450 tanesi test işlemi için kümelendirilmiştir. Veri setindeki görüntüler sınıflarına göre etiketlendikten sonra, tespit işlemi için Tensorflow içerisindeki DHB-ESA mimarisi kullanılmıştır. 31652 iterasyon adımıyla 34 saat sürede gerçekleştirilen eğitim sonucundan DHB-ESA mimarisinin sığır yüz görüntülerini sınıflarına göre tespit etmede %98.44 doğruluk oranında başarı sağladığı görülmektedir.

Cömert (2019) doktora çalışmasında; meyve suyu sanayisinde kullanılmak üzere elmaları çürük ve sağlıklı şeklinde otomatik olarak ayırtılabilen Daha Hızlı B-ESA tabanlı bir model önermiştir. Önerilen modelin işlem adımları sırasıyla; görüntü alma-önişleme, sap-çanak anatomik bölgelerin bölütlenerek göz ardı edilmesi, çürük bölgelerin tespit edilmesi ve elmaların sınıflandırması düzeninde tasarlanmıştır (Cömert, 2019). Çalışmada Türkiye'de en çok yetiştirilen Starking, Golden Delicious ve Granny Smith elma türlerinden seçilen 100 adet çürük ve 100 adet sağlıklı toplam 200 adet elma kullanılmıştır. Elmaların her biri 6 farklı yönden fotoğraflanarak toplam 1200 adet görüntü veri kümesini oluşturmak için derlenmiştir. Derlenen görüntülerdeki elmalar %10'undan daha fazlası çürük alan içeriyorsa çürük, değilse sağlıklı olarak etiketlenmiştir. Etiketleme işlemi sonunda toplam 1200 görüntünün 450'si çürük olarak ve 750'si sağlıklı olarak etiketlenmiştir. Deneysel çalışmalar sonucunda tek başına Daha Hızlı B-ESA modeli kullanıldığında başarı oranının %74 olduğu tespit edilmiştir. Başarı oranının beklenenden düşük olmasının en önemli sebebi olarak elmaların anatomik sap-çanak bölgelerinin çürük olarak algılanması ve sınıflandırılmasıdır (Cömert, 2019). Sınıflandırma başarısının artırılması için veri kümesindeki görüntüler üzerinde bir önişlem uygulanarak elmaların sap ve çanak bölgeleri tespit edebilen yeni bir ESA modeli eğitilmiştir. Eğitim sonucunda tespit edilen bölgeler bir sonraki aşamada göz ardı edilmiştir. Güncellenen veri setiyle yapılan eğitimde %94,65 doğrulukta sınıflandırma başarısı elde edilmiştir.

Zhao ve arkadaşları (2019) makalelerinde; Kelebek türlerini belirlemede daha hızlı ve doğru sonuç verebilen bir model geliştirmeyi hedeflemişlerdir. Dünyada 18.000'den fazla kelebek türü bulunmaktadır. Bu kelebekler şekli, rengi, dokusu ve diğer özellikleri ile birbirinden ayırtılarak sınıflandırılabilir. Ancak çok sayıda farklı kelebek türü görüntüsü bulmak zordur. Bu yüzden Zhao ve ark. (2019) makalelerinde

Çin'deki tüm kelebek örneklerinin standart fotoğraflarını ve çok sayıda kelebeğin doğal ortamdaki ekolojik fotoğrafını içeren 2018 Çin Uluslararası Kelebek Tanıma Yarışmasında kullanılan ve yayınlanan resmi verileri veri seti olarak kullanmışlardır. Kelebek veri seti içinde toplam 5.695 kelebek görüntüsü bulunmaktadır. Bu görüntülerden 1.425 tanesi ekolojik ortamda elde edilen 111 türe ait fotoğraflardır. 17 kelebek türünün sadece bir ekolojik fotoğrafı vardır. Geri kalan 4270 görüntü 1176 kelebek türüne ait sadece kelebeğin görüntüsünden oluşan standart fotoğraflardan oluşur. Eğitim seti ve test setine göre ekolojik fotoğraflar sırasıyla %50 ve %50 olarak ayrılmıştır. Toplam eğitim seti, her biri yaklaşık %50'ye tekabül eden eğitim seti ve doğrulama setine dönüştürülmüştür. Elde edilen veri seti üzerinde Daha Hızlı B-ESA algoritması kullanılarak 5000 iterasyon adımı ile eğitim ve test tamamlanmıştır. Test sonuçlarına göre kelebek türlerini sınıflandırmada ortalama %70.4 doğruluk elde edilmiştir.

Zhao ve arkadaşları (2019) makalelerinde; araç türlerinin tespiti gerçekleştiren Daha Hızlı B-ESA tabanlı bir model geliştirmiş ve diğer modellerle karşılaştırmışlardır. Çalışmada veri seti olarak ImageNet veri seti içinde bulunan orijinal araç görüntülerini yeniden işleyerek kullanmışlardır. Elde edilen görüntülerden oluşan veri setinin %60'ı ağ modelinin eğitimi, kalan %40'ı ise doğrulama veri seti olarak kullanılmıştır. Son aşamada ise nesne tespiti için kullanılan Bölgesel Tabanlı ESA, Hızlı Bölgesel tabanlı ESA ve Daha Hızlı Bölgesel tabanlı ESA mimarileri veri seti üzerinden test edilmiştir. Bölgesel Tabanlı ESA mimarisi 59 saniyede 1 araç görüntüsü işleyerek %67 sınıflandırma başarısı, Hızlı Bölgesel Tabanlı ESA mimarisi 12 saniyede 1 araç görüntüsü işleyerek %73,5'lük sınıflandırma başarısı ve Daha Hızlı Bölgesel Tabanlı ESA modeli de 1 saniyede araç görüntüsü işleyerek %81.2'lik bir sınıflandırma başarısı sağlamıştır (Zhao ve arkadaşları, 2019). Bu çalışma sonucunda Daha Hızlı Bölgesel Tabanlı ESA mimarisinin araç tespitinde diğer mimarilerden daha verimli olduğu görülmüştür.

Wang ve arkadaşları (2019) 2019 yılında en iyi makale ödülü aldıkları çalışmalarında; Çin Seddi mirasının hızlı bir şekilde araştırılabilmesi ve hasar tespitinin gerçekleştirilebilmesi için MCS tekniği ile derin öğrenme tabanlı Daha Hızlı B-ESA algoritmasının bir arada kullanılmasıyla oluşan Great-Watcher koruma sistemi adında yeni bir yöntem geliştirmişlerdir. Önerilen yöntem kültür mirasları için veri toplama, depolama ve analiz etmeyi daha sistematik ve bütünleşik bir hale getirebilmiştir. Great-

Watcher koruma sistemi, bir mobil istemci (veri toplama), web platformu (veri depolama veritabanı) ve bilgi işlem terminalinden (veri analizi ve otomatik hasar tespiti) oluşmaktadır. Great-Watcher koruma sisteminde veriler MSC tekniğinden yararlanılarak elde edilmektedir. MCS, verileri algılamak, toplamak, yüklemek ve analiz etmek için akıllı telefonlardan yararlanan yeni bir tekniktir. Hasar bilgileri (resimler, video, anketler vb.), hasar yeri bilgisi (GPS verileri) ve Çin Seddi'nin dağılımı, MSC tekniğinde akıllı telefonlardaki yerleşik sensörlere dayalı olarak elde edilebilmektedir. Kullanıcılar cep telefonları üzerinden Çin seddi hakkında anketler doldurabilir, elde ettikleri görüntüler ile videoları yükleyebilir ve telefonlarının GPS'leri sayesinde kat ettikleri güzergâhları veri setine eklenmesi için paylaşabilirler. Kullanıcılar tarafından paylaşılmış verilerden oluşan Çin Seddi hasar veri tabanını RESTful web hizmetine dayalı bir bulut hizmet platformudur. Çin Seddi hasar veri tabanında biriken veriler daha sonra bilgi işlem terminalinde Daha Hızlı B-ESA mimarisi aracılığı ile geliştirilmiş Çin Seddi hasar sınıflandırıcı algoritmasında analiz edilir. Bu sayede Çin seddi üzerindeki hasarlar daha hızlı ve doğru bir şekilde tespit edilebilmektedir. Bu çalışmada kullanılan Çin Seddi hasar sınıflandırıcısı algoritmasını Daha Hızlı B-ESA tabanlı modifiye edilmiş ZF mimarisinden meydana gelmiştir. Great-Watcher Sisteminin fizibilitesini ve etkinliğini doğrulamak için Huairou Çin Seddi Araştırması ve Shuiguan Çin Seddi Araştırması adı altında iki saha araştırması gerçekleştirilmiştir. Saha çalışmalarında Great Watcher platformundan toplam 610 görüntü elde edilmiştir. Bu görüntüler 1.357 etiket ve sınırlayıcı kutu içermektedir. Elde edilen görüntüler ağ eğitimi kolaylaştırmak için PASCAL Görsel Obje Sınıfları (VOC) formatına dönüştürülmüştür. Çin Seddi hasar sınıflandırıcısı algoritmasının eğitimi eğitim, test ve doğrulama veri setleri oluşturulmuştur. Test veri seti için, görüntülerin %20'sini oluşturan rastgele örnekler seçilmiştir. Kalan görüntülerden %10'unu rastgele seçilerek doğrulama veri seti oluşturulmuştur. Sınırlı sayıda eğitim örneği bulunması nedeniyle, çalışmada hasar kategorileri arasında ayırım yapılamamış, eğitim süreci “hedef” ve “arka plan” olmak üzere iki sınıflı bir proje olarak şekillenmiştir. Önerilen modelin eğitiminde 16 farklı oranda 9 farklı çapa 12 farklı varyasyonda kullanılarak en uygun çapa boyutları ve oranları deneme yanılma yöntemiyle tespit edilmeye çalışılmıştır. Çin Seddi hasar sınıflandırıcısının 60.000 iterasyon adımıyla 3 saat süren eğitiminin ardından çapa oranları 0.35, 1.00 ve 1.85 ve çapa boyutları 96, 192 ve 384 olan 2 numaralı varyasyon sistem için en yüksek AP (0.763) ve doğruluk oranını (%78,2) elde etmiştir. Çin Seddi hasar tespiti modelinde 2

numaralı varyasyondan elde edilen çapa oranları ve boyutları algoritmada kullanılmak için en iyi değerler olarak seçilmiştir. Belirlenen çapa değerleriyle birlikte eğitim örneklerinden farklı olan 20 görüntü ile yeni bir test gerçekleştirilmiştir. Görüntü başına 0,06 saniyede yapılan sınıflandırma sonuçlarına göre; Doğruluk (Accuracy) oranı %87.5 ile %100 arasında, Tahmin (Precision) oranı %75 ile %100 arasında, Duyarlılık (Recall) oranı %75 ile %100 arasında başarı sağladığı görülmüştür. Sonuç olarak eğitilen modelin performansının daha fazla eğitim verisiyle arttırılabileceği gözlemlenmiştir.

Hatır ve arkadaşları (2020) çalışmalarında; Konya bölgesi tarihi yapılarında gözlenen 8 farklı bozulma tipini (Çatlak, Pul pul dökülme, Kavlaklanma, Çiçeklenme, Birikim, Grafiti, Bitki oluşumu ve Erozyon) ve bozulmamış yapı taşını hem ESA mimarisi hem de Yapay Sinir Ağı (YSA) mimarisi ile sınıflandırmaya çalışmışlardır. Konya bölgesinde bulunan 11 tarihi yapıdan elde edilen 8598 görüntü ile mimariler eğitilmiştir. Çalışmadan elde edilen bulgulara göre ESA mimarisi %99.4, YSA mimarisi %93.95 doğruluk oranları elde etmiştir. Modeller genel olarak değerlendirildiğinde ESA mimarisinin sınıflandırma başarısının YSA mimarisine göre daha yüksek olduğu, bozulmamış kayaç sınıflandırmasında %97'lik, pul pul dökülme sınıflandırmasında %98 ve diğer kategorilerde %100 oranında sınıflandırma başarısı sağladığı görülmüştür. Sınıflandırmadaki başarı oranlarına bakıldığında ESA mimarisinin görseller üzerinden nesne sınıflandırmasında daha etkin bir yöntem olduğu görülmektedir.

Hatır ve İnce (2020) çalışmalarında; yapılarda kullanılan blok taşların bilgisayar görüşüyle tespiti için Maske B-ESA tabanlı bir model önermişlerdir. Modelin eğitiminde Konya bölgesinde bulunan mermer, bazalt, traverten, pembe dasit, gri dasit, procklastik ve çamur taşı tiplerine ait 1800 görüntü derlenip veri seti olarak kullanılmıştır. Algoritmanın daha iyi performans gösterebilmesi için veri seti oluşturulurken farklı çözünürlük, çekim mesafesi ve açıya sahip görüntüler kullanılmıştır. Daha sonra eğitilen model 363 blok taştan oluşan Matbah-ı Şerif anıtının ön cephesinde test edilmiştir. Test sonuçlarına göre taş tiplerine ait sınıflamalarda (AP) %89,10 ile %100 arasında doğruluk oranları elde edilmiştir. Tüm sınıflara ait ortalama doğruluk değeri (MAP) ise %96.666 olarak gerçekleşmiştir. Önerilen modelin görüntüler üzerindeki tespit başarısı değerlendirildiğinde 363 yapı taşından oluşan Matbah-ı Şerif anıtının ön cephedeki 4 blok taş model tarafından tespit edilememiştir. Bu durumun eğitim için kullanılan veri setinde bozulmuş kayaçlara ait görüntülerin yer almamasından dolayı kaynaklandığını vurgulanmıştır.

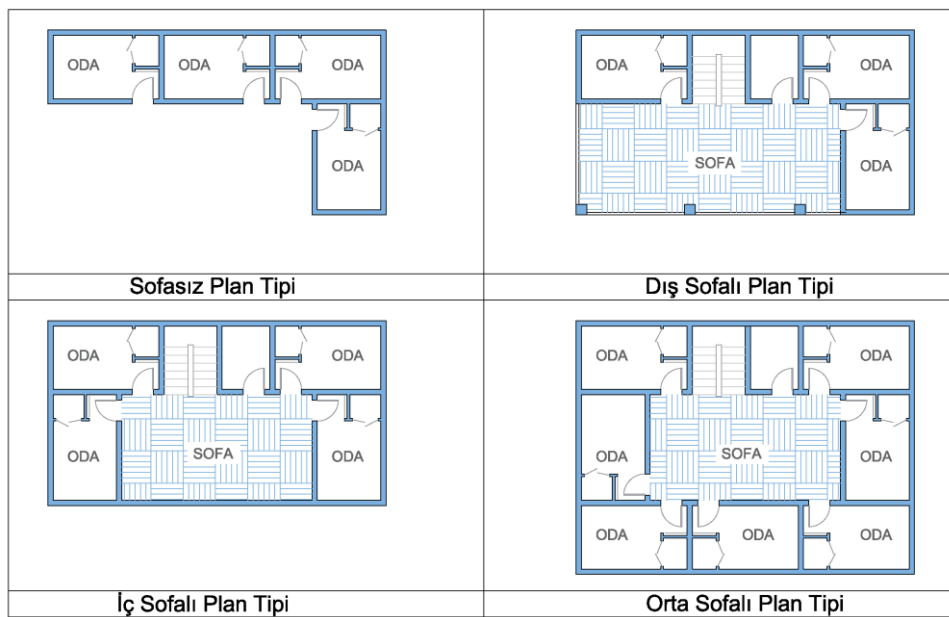
Aalami (2020) “Derin Öğrenme Yöntemlerini Kullanarak Görüntülerin Analizi” isimli makalesinde; derin öğrenme algoritmalarını diğer yöntemlerle karşılaştırarak görüntü işlemede en iyi derin öğrenme algoritmasının hangisi olduğunu tespit etmeye çalışmıştır. Sonuç olarak Hızlı B-ESA metodunun, B-ESA mimarisinin en hızlı ve doğru sonuç veren mimarisi olduğunu belirtmiştir.

Shibly ve arkadaşları (2020) makalelerinde; Göğüs Röntgeni görüntülerinden COVID-19 enfeksiyonunu tespit edebilmek için Daha Hızlı Bölge Evrişimli Sinir Ağı tabanlı bir model önerisi geliştirmişlerdir. Önerilen model 24 evrişim katmanı, altı havuz katmanı ve iki tam bağlantılı katmandan oluşmaktadır. Bu katmanlar, farklı filtre numaralarına, boyutlarına ve adım değerlerine sahip tipik bir evrişimli sinir ağı mimarisidir. Önerilen mimari Googles Colaboratory'nin desteği kullanılarak geliştirilmiş ve eğitilmiştir. Googles Colaboratory'nin GPU'su üzerinde ve TensorFlow 2.1.0. sürüm desteğiyle yürütülen tespit deneyinde, eğitim öğrenme oranı $2e-5$, batchsize 8 ve epoch 100 alınarak eğitim tamamlanmıştır. Modelin tamamı, TensorFlow backend49 ile Keras derin öğrenme kitaplığı kullanılarak oluşturulmuş ve değerlendirilmiştir. Model için kullanılacak veri setinin hazırlanmasında açık kaynaklı COVID-19 hastalarının röntgen görüntüleri kullanılmıştır. 2500 hastanın toplam 5450 göğüs röntgen görüntüsünden oluşan özel bir veri seti geliştirilmiştir. Bu görüntülerden 100 tanesi COVID-19 olan hastalara, 3950 tanesi zatürre olan hastalara, 1400 tanesi normal hastalara aittir. Bu araştırmanın ileriki aşamalarında, COVIDx olarak adlandırılan içerisinde 13800 göğüs röntgeni görüntüsü bulunan COVID-19 pozitif vaka tespiti için özel olarak geliştirilmiş yeni bir veri kümesi tespit edilmiştir. COVIDx veri setinde bulunan görüntülerin 183 tanesi COVID-19 tanısı konulmuş görüntülerden, 8066 tanesi hastalık tespit edilememiş normal görüntülerden ve 5551 tanesi zatürre olarak tanımlanan vakalara ait görüntülerden oluşmaktadır. Normal ve zatürre hastalar COVID-19 olmayanlar olarak tek sınıfta birleştirilerek görüntüler toplamda 2 sınıfa ayrılmış ve eğitilmiştir. X-Ray görüntülerinin %90'ını eğitim için, kalan %10'u test veya doğrulama verisi için kullanılmıştır. Önerilen modelde ortalama %97,36 sınıflandırma doğruluğu, %97,65 duyarlılık, %99,28 kesinlik ve 95,48% F1-score sağlanmıştır. Önerilen yöntemin sağlık profesyonelleri tarafından COVID-19 hastalarına yönelik ilk değerlendirmelerini doğrulamalarında yardımcı olabilecek bir uygulama olduğu ifade edilmiştir.

2. TÜRK EVİ ve GELENEKSEL KONYA EVLERİ

2.1. Türk Evi

İslam dinini benimsedikten sonra Türkler, Anadolu'ya gelmiş ve yerleşik hayata geçmişlerdir. Türklerin Anadolu'ya gelmeden önce edindikleri göçebe yaşam tarzı ve İslam dünya görüşü, Anadolu kültürüyle birleşerek yeni bir yaşam biçimini ortaya çıkarmıştır (Küçükerman, 1978; Burkut, 2014; Dönmez, 2017). Bu yaşam biçiminin oluşturduğu konutlara Türk evi denilmektedir. Türk Evi; Kahire'den Şam'a Üsküp'ten Konya'ya üç kıtaya yayılmış Osmanlı imparatorluğunun sınırları içinde kendine has anlayışıyla ve özellikleriyle inşa edilmiş, 20. yüzyıla kadar varlığını geniş bir coğrafyada devam ettirmiş ev tipine denilmektedir (Eldem, 1954). Türk evi asırlar boyu kültürel, ekonomik ve teknolojik değişime paralel olarak gelişim göstermiştir. Göçebe yaşam tarzının bir ürünü olan çadırdan etkilenerek tasarlanan Türk evinin ilk örnekleri genellikle bir avlu içerisinde toprakla iç içe tek katlı planlanırken, 19. yy. başlarından itibaren avlusu küçülmüş ve çok katlı planlanmaya başlanmıştır. Genellikle çok katlı evlerin alt katları köy ve kasaba evlerinde ahır, kent evlerinde taşlık ve depo gibi servis mekanlarının kullanımına ayrılmıştır. Bu yüzden çok katlı Türk evinin esas (yaşam) katı üst katlardır. Türk evinde odaların biçimi, büyüklüğü, nitelikleri çok farklılık göstermezken, odaları birbirine bağlayan sofalar, her özelliğiyle değişkendir. Bu yüzden Türk evinde tipoloji sofa tarafından belirlenmektedir (Günay, 1998; Ateş, 2008).



Şekil 2.1. Türk Evi Plan Tipolojileri

Türk evinin ilk örneklerinin sofasız plan şemasında olduğu, tarihsel süreç içinde plan şemalarının dış sofalı, iç sofalı ve orta sofalı olarak gelişim gösterdiği görülmektedir (Eldem, 1984; Ulusoy ve Dönmez 2017). İslam kültüründen beslenen Türk evinde cepheler genellikle tevazu hissiyatıyla sade yapılmış, süslemeler genellikle evlerin iç mekanlarında düşünülmüştür (Şekil 2.2).



Şekil 2.2. Çanakkale Bayramiç Hadımoğlu Konağı Cephe ve İç Mekân Görüntüsü
(Dorsay, 2016; Balıkesircom, 2020)

Ancak 19. yy. sonlarından itibaren batı mimarisinin etkileriyle cephelerde süslemenin arttığı görülmektedir (Şekil 2.3).



Şekil 2.3. Konya Fahrettin Altay Paşa Konağı (Ada: 452, Parsel:28)

İslami yaşam tarzından etkilenecek oluşturulan Türk evinin bir diğer temel özelliği mahremiyete çok önem vererek tasarlanmasıdır. İlk örneklerinde tamamen dışarıya kapalı olarak inşa edilen Türk evlerinin (Şekil 2.4), 19. yy. başlarından itibaren batı mimari anlayışının Osmanlı kültürüne yoğun olarak nüfus etmesi nedeniyle dışarıya açılma anlayışıyla tasarlanmaya başladığı görülmektedir (Şekil 2.5).



Şekil 2.4. 19. Yy. Başlarında İnşa Edilmiş Geleneksel Konya Evi (Ada: 522, Parsel:1)



Şekil 2.5. 19. Yy. Sonu İnşa Edilmiş Geleneksel Konya Evi (Ada: 5204, Parsel: 16)

Türk evinin yöresel anlayışla inşa edildiği, yöresel yapı malzemesi ve tekniğinin kullanıldığı görülmektedir. Yöresellik Türk evinin yayıldığı büyük coğrafyadaki iklim ve topoğrafya farklılıkları ile birleşerek Türk evi tasarımı çeşitlilik oluşturmuştur. Farklı iklim, topoğrafya ve coğrafi özelliği nedeniyle yedi bölgeye ayrılan Anadolu Türk evi çeşitliliği açısından son derece zengin bir bölgedir. Adeta bir mozaik misali Anadolu'nun farklı bölgelerinde farklı şekillerde cephe ve plan tipolojileri görülmektedir (Şekil 2.6).



Şekil 2.6. Anadolu'da Türk Evleri (Anonim,2015)

Osmanlı imparatorluğunun ve Türkiye Cumhuriyeti'nin en önemli şehirlerinden biri olan Konya'da bulunan geleneksel Konya evleri de Türk evi mozaiginin en önemli parçalarından biridir. Özellikle Konya evleri, Çatalhöyük'ten günümüze kadar gelen Anadolu'nun en eski konut mirası üzerinde kendini oluşturmuştur. Ancak yeterli korunamamasından dolayı sokak ölçeğinde veya tekil olarak orijinalliğini koruyabilmiş çok az sayıda geleneksel Konya evi günümüze ulaşabilmiştir. 1940'lı yıllara kadar Konya kent dokusu özgün bir şekilde bir bütün halinde durmaktayken, yetersiz tespit ve tescil çalışmaları, yapılan imar planları, hızlı şehirleşmeyle oluşan yeni yapılanmalar ve açılan caddeler yüzünden çok değerli ev örnekleri yıkılmış ve Konya kültüründe yeri dolmayacak bir deformasyona sebep olmuştur (Karpuz, 1999). Geleneksel Konya evleri 1982 yılından sonra koruma altına alınmıştır (Karpuz, 1999). Buna rağmen 19. Yüzyıla ait mahdut örnekler dışında daha önceki dönemlere ait konut yapıları yukarıda bahsedilen sebeplerden ötürü günümüze ulaşamamıştır. 19. yüzyıldan önce inşa edilmiş geleneksel Konya evleri hakkındaki bilgiler dolaylı yollardan elde edilmektedir.

2.2. Geleneksel Konya Evleri ve Özellikleri

Geleneksel Konya Evleri şehir içinde veya bağlarında hemen hemen aynı karakteri muhafaza etmektedir (Berk, 1951). Geleneksel Konya evleri genellikle hayatlı ve iç sofalıdır. İç sofa Konya’da mabeyn olarak da anılmaktadır. Hayat literatürde etrafı yüksek duvarlarla çevrilmiş, içinde ağaçların ve çiçeklerin bulunduğu zemini kısmen taşla döşeli, gölgeli ve serin bir mikroklimatik bahçedir. Hayatın Etrafı yüksek duvarlarla çevrili olduğu için, ev halkı burada özgürce yaşam sürer. Ev sahibinin zenginliğine göre hayat büyük veya küçük olabilir (Karpuz, 2001). Geleneksel Konya evlerinin plan kurgusu genellikle haremlik ve selamlık olarak iki bölüme ayrılır. Selamlık kısmı Konya’da Hariciye olarak adlandırılır. Ev halkının yakın akrabaları dışındaki misafirler hariciyede ağırlanır. Genellikle hariciyelerin kendilerine ait bir kapısı vardır ve evin planından yalıtılmıştır. Geleneksel Konya evlerinin ana yapı malzemesi kerpiç, taş ve ahşaptır (Karpuz, 1999) (Şekil 2.7). Ahşap malzeme, taş ve kerpiç duvarlarda bağlayıcı hatıl (Şekil 2.8), bağdadi sistemlerde ise ana taşıyıcılar ve çıtalar şeklinde sıva tutucu olarak kullanılmıştır (Şekil 2.9). Taş, genellikle bodrum duvarlarında ve zeminden 50-60 cm yükseğe kadar yapılan subasman yapımında kullanılmıştır (Şekil 2.10) (Dönmez 2017).



Şekil 2.7. Geleneksel Konya Evi Yapı Malzemelerinin Kullanımı (Ada: 647, Parsel: 36)

Daha eski örneklerde konutlar tek katlı yapılmaktadır. Ancak günümüze ulaşan örnekler genellikle 2 katlıdır (Şekil 9-11). Türk evlerinde konutun bulunduğu arsanın durumuna göre esas yaşam alanı daha fazla ışık alabilmek, rüzgârdan pozitif fayda sağlamak ve manzaradan etkin yararlanabilmek için üst kat olarak tercih edilmiştir.



Şekil 2.8. Geleneksel Konya Evi Ahşap Malzemenin Taş ve Kerpiç Duvarlarda Kullanımı (Ada: 5204, Parsel: 16)



Şekil 2.9. Geleneksel Konya Evi Ahşap Malzemenin Cephede Sıva Tutucu olarak Kullanımı (Ada: 37508, Parsel: 3)



Şekil 2.10. Geleneksel Konya Subasman Seviyesine Kadar Taş Malzeme Kullanımı (Ada: 5204, Parsel: 16)

Konya halkı fanilik anlayışıyla, sade ve samimi bir hayat tarzını benimsemiştir (Berk, 1951; Dönmez, 2017). Konya halkının benimsediği hayat tarzının bir yansıması olarak inşa edilen geleneksel Konya evlerinin cephe düzenlemelerinde bu durum kendini göstermektedir (Ulusoy ve Dönmez, 2017; Aygör, 2005). Mütevazı cephelerdeki estetik kaygı; genel anlamda cumbaların cepheye verdiği hareketlilik ve birbiriyle orantılı cephe elemanlarının kompozisyonuyla sağlanmaktadır (Şekil 2.11).



Şekil 2.11. Geleneksel Konya Evi Cephe Düzenlemesi (Ada: 42, Parsel: 65,73)

Geleneksel Konya evlerinde, yapıya estetik bir değer kazandıran cumbaların konuttan konuta farklılık göstermesine rağmen her cephe yönünde uygulandığı görülmekle birlikte, bezeme öğelerinin özellikle ön cephedeki cumbada yoğunlaştığı görülmektedir (Aygör, 2005). Genellikle cumba yerine halk dilinde çıkma ismi kullanılmaktadır. Çıkmaların asıl yapılma sebebi esas yaşam katı olan üst katlarda mekânın kullanım alanını ve görüş alanını arttırmaktır. Bununla birlikte zemin katta konutun sokak sınırlarını belirleyen kamusal alanın, konuta ait özel alan ile birleştiği düzlemlerde çoğu zaman oluşan kullanışsız yamuk mekanların üst katlarda kullanılabilir mekanlara dönüştürülmesinde de kullanılmaktadır. Özellikle üçgen ve testere çıkmalar bu amaç doğrultusunda kullanılır (Şekil 2.11). İşlevsel nedenlerle oluşmuş cumbalarla hareketlilik kazanan cepheler, sade ama estetik bir şekilde yapının bütünsel kompozisyonunu tamamlamaktadır. Cephelerdeki bu işlevsel ve sade anlayış sayesinde mekân kalitesi yüksek, estetik açıdan nitelikli yapılar ortaya çıkmıştır.

Geleneksel Konya evleri üzerinde yapılan analizler ve elde edilen bulgular neticesinde, 19. yy. başlarından 20. yy. ortalarına kadar geçen sürede geleneksel Konya ev mimarisinde; mekân kurgusundan malzeme seçimine, cephe düzeninden süslemeye kadar belli bir birlik olduğu görülmektedir. Bununla birlikte geçen bir buçuk asırlık süre zarfında gerek teknolojik ve kültürel gerekse ekonomik ve sosyal değişimlerden etkilenen geleneksel Konya evlerinin plan şemaları, cephe karakterleri, yapı malzemeleri ve yapım tekniği gelişim ve değişim göstermiştir.

Geleneksel Konya evlerindeki bu değişim farklı araştırmacılar tarafından incelenmiş olup, araştırmacılar tarafından geleneksel Konya evleri ayırt edici özelliklerine göre farklı dönemlere göre sınıflandırılmıştır (Şekil 2.12).

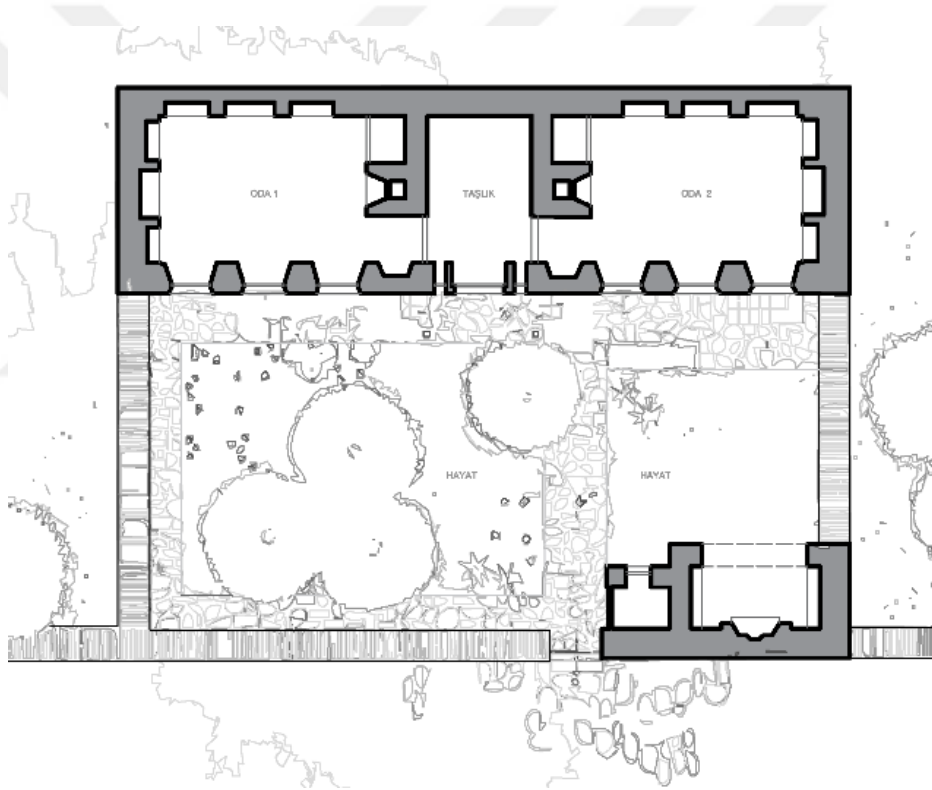
Tez çalışmasında geleneksel Konya evleri üzerinde görülen gelişim ve değişimler literatürdeki sınıflandırmaları temel alarak cephe karakterlerine göre dört farklı dönemde sınıflandırılmış ve incelenmiştir. Cephede yapı yüksekliğinde ve kat sayısındaki artış, konuta erişimin hayattan veya sokaktan sağlanmasındaki değişim, konutun arsa içindeki konumunun sokakla ilişkisindeki değişim, zamanla cephe yöneliminin sokağa dönük kurgulanması, dönemler arası cephe süslemelerindeki artış ve çeşitlilik, konutlara balkon ve cihannüma eklenmesi, üst örtü yapı malzemesi ve tasarımındaki gelişmeler vb. değişimler göz önüne alınarak geleneksel Konya evlerindeki sınıflandırma dört dönemde ele alınmıştır.

Literatürde Konya Evlerinin Tarihlendirilmesi			
Konut İsimleri	19. Yy. Sonu	20. Yy. İlk Çeyreği	20. Yy. İlk Yarı
Abdülkadir Dolmacı Evi	(Aygör, 2015)	(Gümüş ve Koçak, 2010)	
Ali Ulvi Evi		(Aygör, 2015)	(Gümüş ve Koçak, 2010)
İlim Yayma Cemiyeti	(Aygör, 2015)	(Gümüş ve Koçak, 2010)	
Kadem	(Aygör, 2015)	(Gümüş ve Koçak, 2010)	
Mahmut Dede Evi	(Aygör, 2015)		(Gümüş ve Koçak, 2010)
Mustafa Özdemir Evi		(Aygör, 2015)	(Gümüş ve Koçak, 2010)
Muzaffer Ekmekçi Evi	(Aygör, 2015)	(Gümüş ve Koçak, 2010)	
Nurhan Halicioğlu Evi	(Aygör, 2015)	(Gümüş ve Koçak, 2010)	
Ömer Ziya Sarıgüzel Evi		(Aygör, 2015)	(Gümüş ve Koçak, 2010)
Rahim Koyuncu Evi		(Aygör, 2015)	(Gümüş ve Koçak, 2010)
Recep Altınok Evi		(Aygör, 2015), (Küçükdağ ve ark, 2012)	(Gümüş ve Koçak, 2010)
Saffet Gökkaya Evi	(Aygör, 2015)		(Gümüş ve Koçak, 2010)
Sait Karaaslan Evi		(Aygör, 2015)	(Gümüş ve Koçak, 2010)
Serficali Osman Anadolu Evi	(Sözen ve Dülgerler, 1979)	(Gümüş ve Koçak, 2010) (Aygör, 2015)	
Üzeyir Özyurt Evi		(Aygör, 2015)	(Gümüş ve Koçak, 2010)
Zehra Ertoşun Evi	(Aygör, 2015)	(Gümüş ve Koçak, 2010)	
Cimcimler Konağı	(Ulusoy, 2015) (Karpuz, 2009)	(Gümüş ve Koçak, 2010)	
Gulbız Kafe Evi	(Yazıcı, 2010)	(Gümüş ve Koçak, 2010)	
Kültür Evi	(Yazıcı, 2010)		(Gümüş ve Koçak, 2010)
Mehmet Ziya Paksoy Evi	(Karpuz, 2009)		(Gümüş ve Koçak, 2010)
Yazarlar Birliği Evi		(Gümüş ve Koçak, 2010)	(Karpuz, 2009)
Kandil Etlekmek		(Küçükdağ ve ark, 2012)	(Gümüş ve Koçak, 2010)
Noter Ragıp Anadolu Evi	(Yazıcı, 2010)	(Aygör, 2015) (Karpuz, 2009)	
Mimarlar Odası	(Yazıcı, 2010)	(Aygör, 2015) (Karpuz, 2009)	
Sinanlar Evi	(Karpuz, 2009)	(Aygör, 2015) (Gümüş ve Koçak, 2010)	
Köprübaşı Cd. No : 68	(Hatır 2014)	(Küçükdağ ve ark, 2012)	(Gümüş ve Koçak, 2010)

Şekil 2.12. Literatürde Geleneksel Konya Evlerinin Dönemleri

2.2.1. 19. yy. ilk yarısı geleneksel Konya evleri

19. yy. geleneksel Konya evleri mahremiyete önem veren; genellikle dışarıya kapalı ve içinde bulunduğu hayata dönük bir plan şeması içinde kurgulanmıştır. Hayat, konutla sokak arasında bir tampon bölge görevi yapar. Özellikle 19. yy. ilk yarısı ve daha öncesinde inşa edilen konutlar, içerisinde bulundukları bahçenin ortasında, yoldan uzak şekilde konumlanır. Bahçeyi çevreleyen yüksek duvarlardan dolayı da sokaktan görülmezler (Berk, 1951). Bu durum Friedrich Sarre'nin kitabında; Konya'nın görünmeyen evleri olarak tanımlanmaktadır (Berk, 1951). Genellikle bu dönem örneklerinde konuta erişim sadece hayattan sağlanmaktadır. Hayatlar evin giriş holünü temsil eder ve (Şekil 2.13)



Şekil 2.13. Hayatlı Ev (Berk, 1951)

Fakat 19. yy. ortalarına doğru inşa edilen geleneksel Konya evlerinin sokak cephesindeki bahçe duvarı evin cephe duvarı olarak kullanılarak hem malzeme tasarrufu sağlanmaya hem de sokağa yaklaşılmaya çalışılmıştır (Şekil 2.14). Bu şekilde planlanan evlerin sokak cephelerinde evlerle yan yana planlanmaya başlanan hayatlar, sokakla konut arasında bir tampon bölge oluşturmaktan çıkmıştır.



Şekil 2.14. Hayatlı ve Sokak Cepheli Ev (Koyunoğlu Müze Evi)

Bu dönem yapılarının genelinin tek katlı olduğu bilinmesine rağmen günümüze ulaşan örnekler çoğunlukla 2 katlı olup esas katları Türk evlerindeki gibi üst kattır. Zemin katlar genellikle insanların yaşam alanı olmaktan ziyade hayata açılan depo, ahır, samanlık vb. servis mekanları olarak kullanıldığı için sokak cephesi duvarları masif ve genellikle penceresizdir (Şekil 2.14) (Berk, 1951). Bu dönem konutlarının esas cephesi fazlaca pencere açılarak hayata dönük kurgulanan iç cephedir. Bu dönem yapılarında sokak cephelerinde genellikle pencere ya da çıkma bulunmazken, bazı örneklerde az sayıda pencere görülür. Bu pencereler zemin katta ahır, depo, hariciye vb. müştemilat odalarının ufak pencereleri iken, üst katlarda daha geniş cumba ve oda pencereleri olarak ortaya çıkar (Berk, 1951). Oda pencereleri, yaklaşık $\frac{1}{2}$ oranında, 70-80cm genişliğinde ve 120-160cm yüksekliğindedir. 19. yy. ortalarına doğru gidildikçe bu ölçülerin 100cm genişlik ve 200 cm yüksekliğe kadar arttığı görülebilmektedir (Kahraman, 1997; Bozkurt, 2013). 19. yy. başında inşa edilen geleneksel Konya evlerinin üstleri bölgede kara örtü olarak tanımlanan saz (kındıra) ile yapılmış düz toprak dam ile örtülü planlanırken, 19. yy. ortalarına doğru üst örtü planlanmasında kiremitle örtülü beşik ve kırma çatı kullanımına geçildiği görülmektedir (Kunduracı, 2000). Bununla birlikte 19. yy. başlarında üzerleri düz toprak dam ile kapatılacak şekilde inşa edilen bazı konutların üzerinin sonradan eğimli çatılarla kapatıldığı görülmektedir. (Şekil 2.15) Düz toprak damlı evlerde kirpi saçak ve çatıda biriken suyun tahliyesi için uzun ahşap çörtenler kullanımı görülmektedir (Şekil 2.15a).



Şekil 2.15. 19. Yy. İlk Yarısı Geleneksel Konya Evi Örneği (Ada: 522, Parsel: 16)

a) Yapının özgün üst örtüsü (Aydın, 2007) **b)** Sonradan yapılan üst örtü

2.2.2. 19. yy. ikinci yarısı geleneksel Konya evleri

19. yy. ikinci yarısında inşa edilen geleneksel Konya evlerinde girişin sadece hayattan sağlanması yerine sokak cephelerinden de konuta direk giriş planlandığı görülmektedir. Sokak cephelerinden sağlanan girişler genellikle üst kat Cumbasının altında konumlandırılmaktadır (Şekil 2.16). Geleneksel Konya evlerinde 19. yy. ilk yarısında sokağa doğru çıkma tasarımı çok fazla tercih edilmezken 19. yy. sonlarına doğru inşa edilen geleneksel Konya evlerinde sokağa doğru çıkma kullanımının arttığı görülmektedir.



Şekil 2.16. 19. Yy. İkinci Yarısı Geleneksel Konya Evi Örneği (Ada: 21462, Parsel: 34)

Özellikle 19. yy. sonlarına doğru inşa edilen geleneksel Konya evlerinin zemin katlarında üst katlara göre daha az sayıda olsa da pencere tasarlandığı görülmektedir. Bu pencereler genellikle hariciye odasının ya da ahır vb. odaların hava ve ışık almasını sağlamak için tasarlanmıştır (Şekil 2.17). Bu dönemde yapılan konutların üst katlarında sokak cephelerine açılan pencere sayılarının 19. yy. ilk yarısında inşa edilen geleneksel Konya evlerine göre daha fazla sayıda olduğu dikkat çekmektedir. Bu dönemde $\frac{1}{2}$ oranında giyotin pencere kullanımının devam ettiği görülmekle birlikte bazı örneklerinde batılı üslupların etkisiyle pencere üzeri profilli süslemelerin yapıldığı görülmektedir (Şekil 2.17). Benzer şekilde çıkmaları taşıyan ahşap payandaların içinin dolgulu ve eğrisel formlara sahip olarak tasarlanması gene batılı üslupların etkisiyle ilk kez bu dönemde görülmektedir (Şekil 2.17).



Şekil 2.17. 19. Yy. İkinci Yarısı Geleneksel Konya Evi Örneği (Ada: 92, Parsel: 7)

2.2.3. 20. yy. ilk çeyreği geç Osmanlı dönemi geleneksel Konya evleri

Osmanlı döneminde yapılmış ilk imar yasası olan 1882 tarihli Ebniye Kanununda kagir yapı yükseklikleri, daha önceki düzenlemelere göre artmıştır (Sağlam, 2019). Yapı yüksekliğindeki bu artış imkânı ve şebeke suyunun konutlara ulaşmasıyla birlikte kuyu suyu ile kullanılan tulumba ve havuz gibi yapı elemanları tamamen ortadan kalkmış, lavabo, tuvalet, mutfak (tandır), depo gibi geleneksel konutta Hayat'ın içinde bulunan servis kısımları zamanla konutun içine dahil edilmiştir. Birçok işlevini yitiren hayat küçülmüştür.

Kat yüksekliğindeki artış imkânı sayesinde bu dönem konutlarında çatı katı ve bodrum katı yapılmaya başlanmıştır (Şekil 2.18). Bodrum katlara pencere açılabilmesi için zemin katlar yerden yüksek planlanmıştır. Bu sebeple bu dönem konutlarının bazılarında sokak cephelerindeki girişlerde merdiven görülmektedir (Şekil 2.18). Merdiven yardımıyla girilen konutlarda yerden yüksek zemin katların olması fevkani pencereler tasarlanmasına imkân tanımıştır (Şekil 2.18). Böylece sokak cephelerinde zemin kat pencereleri ile sokağa yönelim bu dönemde artmıştır.



Şekil 2.18. 20. Yy. İlk Çeyreği Geç Osmanlı Dönemi Geleneksel Konya evi
(Serficali Osman Anadol Evi (Ada: 41641, Parsel:1))

Daha önceki dönemlerde kullanılan $\frac{1}{2}$ oranında giyotin pencere tipinin devam ettiği görülse de farklı oranlarda pencere kullanımı da bu dönemde görülmektedir (Şekil 2.19). Ayrıca 19. yüzyıldan sonra yapı yüksekliğindeki artış ve batılı üslupların etkisiyle birlikte üst katlarda literatürde cihannüma olarak adlandırılan çatı katı yapımına sebep olmuştur (Şekil 2.19). Bu durum klasik Türk evinde alışlagelmiş çatı biçimlerinden daha farklı örnekleri ortaya çıkartmıştır. Çatıların yalnızca tipi değil, saçaklarla ve eklentileriyle birlikte tüm görünümü değişmiştir. Özellikle saçaklarda Barok ve Rokoko stillerinde çokça karşılaşılan C ve S figürleri görülmektedir (Yağcı, 2019) (Şekil 2.19). Nadir örneklerde konuta giriş hayattan yapılmakta olsa da genel olarak bu dönemde girişler sokak cephesinden sağlanmaktadır (Şekil 2.19).



Şekil 2.19. 20. Yy. İlk Çeyreği Geç Osmanlı Dönemi Geleneksel Konya Evi (Fahrettin Altay Paşa Evi (Ada: 452, Parsel:28))

2.2.4. 20. yy. ilk çeyreği 1. ulusal dönem geleneksel Konya evleri

Batı mimarisi kökenli eklektizme tepki olarak ulusallaşma ve Türkçülük ideolojisinin benimsendiği bir anlayış üzerine kurulan I. Ulusal Mimarlık akımı ağırlıklı olarak II. Meşrutiyetin ilanıyla 1908’de başlamış ve 1930’lara kadar devam etmiştir (Yaldız ve Parlak, 2018; Kopuz, 2016; Yazar ve Kışalı, 2019). Milli Mimari Üslup, Erken Cumhuriyet Dönemi Mimarisi, millî mimarî Rönesans’ı ya da Neoklasik Türk üslûbu gibi isimlerle de anılmış olmasına rağmen 1970’lerden sonra Birinci Ulusal Mimarlık Akımı olarak adlandırılmıştır. Batıda eğitim gören Türk mimarlar, mimaride ulusal bir kimlik yaratmaya çalışmışlar, bunu da ancak kadim mimari unsurların yeniden canlandırılması ile gerçekleştireceğine inanmışlardır (Özcan, 2002). Birinci Ulusal Mimarlık Akımı özellikle devlet eliyle kamu binalarında kendini göstermiştir. Ancak bu üslubun oluşturduğu mimari iklim çevresinde yapılan konut yapılarının cephelerine tesir etmiştir. 1. Dünya Savaşı’nın ekonomik ve lojistik kısıtlamaları yüzünden 1. Ulusal Mimari akım özellikleri genellikle yapıların ana cephesi olan sokak cephelerinde kendini göstermektedir. 1. Ulusal Mimari yapılarının cepheleri, aynı dönemde inşa edilen diğer yapılara göre daha zengin bir tezyinat ve mimari öğelerle oluşturulmuş hareketlilik içermektedir.

Birinci Ulusal Mimarlık Akımında cephede hareket oluşturmak için kullanılan köşe taşı, kat silmesi, giriş cephesinde yapılan balkon, kemerli pencere kullanımı, katlar arası pencere stilindeki farklılık oluşturma gibi birçok ayırt edici mimari özellik bulunmaktadır (Şekil 2.20).



Şekil 2.20. 20. Yy. İlk Çeyreği Birinci Ulusal Dönem Geleneksel Konya Evi
(Cenanyan Mektebi (Ada: 241, Parsel:49))

Özellikle 1896 yılında Bağdat Demiryolunun Konya'ya ulaşması ile cepheler hareketlendirilmiş, Barok pencereler, saçak silmeleri ve çatılardaki soğan kubbeler dikkati çekmektedir (Şekil 2.21) (Karpuz, 1999).



Şekil 2.21. 20. Yy. İlk Çeyreği Birinci Ulusal Dönem Geleneksel Konya Evi
(Yusuf Şar Konağı (Ada: 345, Parsel:11))

3. YAPAY SİNİR AĞLARI (YSA) ve DERİN ÖĞRENME (DÖ)

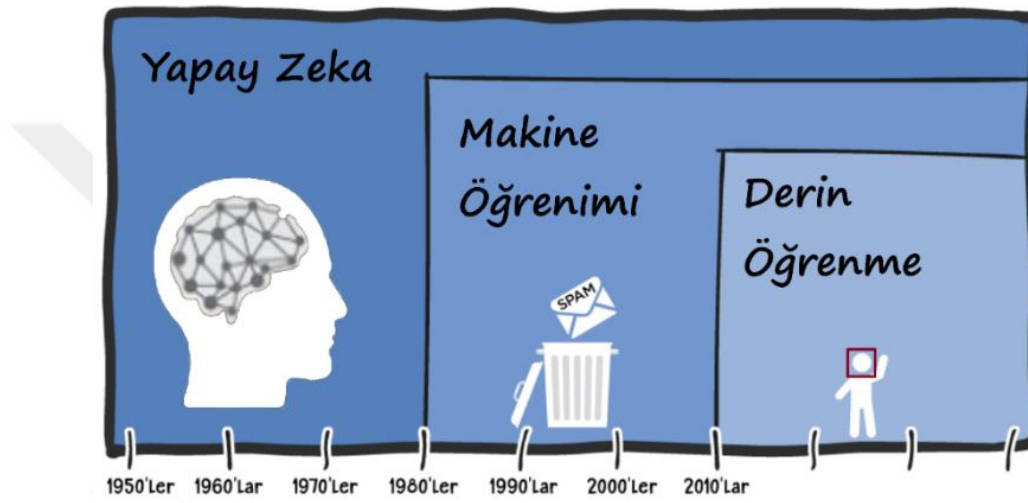
19.-20. yy. Geleneksel Konya evleri üzerinden yapılan bu tez çalışmasında, Konutların cephe görüntüleri üzerinden dönemsel farklılıkların analiz edilerek sınıflandırılabilmesi için Yapay Sinir Ağı (YSA) tabanlı bir Derin Öğrenme (DÖ) yöntemi kullanılmıştır. Derin öğrenme insan beyninin çalışma mantığı ile benzer şekilde çalışan, görseller üzerinden bir uzman gibi çıkarımlarda bulunarak sınıflandırma ve tespit işlemleri gerçekleştirebilen yapay bir öğrenme şeklidir.

İnsan beyni ve çalışma şekli üzerinde yapılan araştırmalar çok uzun yıllar öncesine dayanmaktadır. Ancak sinir sistemi ve beynin içindeki nöronları ortaya koyan ilk çalışma Camillo Golgi tarafından siyah tepkime (Black Reaction) adı verilen bir yöntemle 1872 yılında yapılmıştır. Siyah tepkime yöntemini kullanan Santiago Ramon y Cajal, 1889 yılında yapılan bir konferansta beynin aslında hücrelerden oluştuğunu açıklamıştır. Nöron Doktrini adı ile anılan bu düşünceye göre; sinir sisteminin yapısal ve işlevsel en küçük birimleri nöron adlı hücrelerdir. Bu çalışmalarından ötürü Golgi ve Cajal'a 1906 yılında Nobel Fizyoloji & Tıp ödülü verilmiştir (Golgi, 1906; Cajal, 1906). Golgi, (1906) ve Cajal, (1906)'ın yaptıkları çalışmalar neticesinde beynin sinir hücrelerinden meydana geldiği fikri benimsenmiştir. İnsan beyninin çalışma mantığının fizyolojik olarak ortaya koyulmasından sonra, bilim dünyasında benzer bir sistemin yapay olarak oluşturulması üzerinde çalışmalar başlamıştır.

Günümüzde derin öğrenmenin temelini oluşturan bu sisteme Yapay Sinir Ağları (YSA) denilmektedir. YSA kavramsal ve yapısal olarak memeli cerebral korteksi ilham alarak tasarlanmış, insan beyninin öğrenme yapısını matematiksel yöntemlerle modelleyerek taklit eden bir algoritmadır. YSA'ların amacı; öğrenme, yorumlama ve problem çözme yeteneği gibi karmaşık bilişsel işlevlerin insanlara benzer şekilde bilgisayarlar tarafından yerine getirilmesini sağlamaktır.

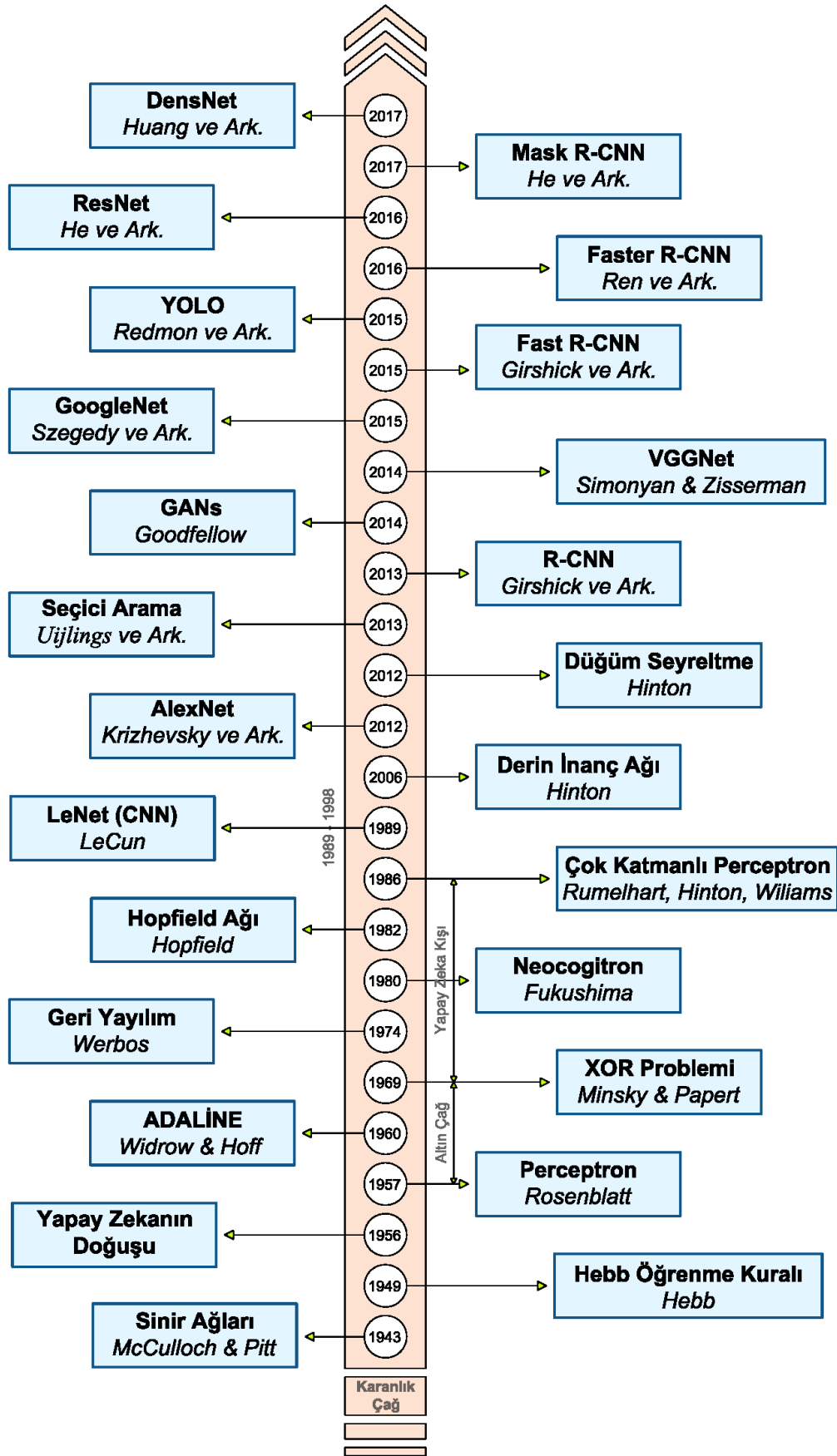
YSA'lar değişkenler arasındaki yüksek dereceli ilişkileri tanıma ve doğrusal olmayan ilişkileri öğrenebilme konusunda oldukça yeteneklidir. Ayrıca daha önceden öğrenilen örnekleri kullanarak karşılaşılmamış durumlar için genelleme de yapabilmektedir. Öğrenme ve genelleme kabiliyetleri sayesinde YSA'lar günümüzde birçok bilim alanında geniş uygulama olanağı bulmakta ve geleneksel teknikler için çok karmaşık olan problemlere çözüm sağlayabilmektedirler (Ergezer vd, 2003).

YSA'lar vasıtasıyla Aynı insanda olduğu gibi makinelerin öğrenmesi ve karar vermesi amaçlanmaktadır. İnsan zekasına özgü bilişsel veya otonom davranışların makineler tarafından sergilemesine yapay zekâ (AI), makinelerin beklenen davranışları sergileyebilmeleri için eğitilebilme becerilerine makine öğrenmesi (ML), insan yardımı olmadan makinaların kendi kendilerini eğitebilme yöntemlerine derin öğrenme (DL) denilmektedir. Yapay sinir ağları temelinde oluşturulan derin öğrenme yöntemleri makine öğreniminin dolayısıyla da yapay zekanın bir alt dalıdır (Şekil 3.1).



Şekil 3.1. Yapay Zekâ, Makine Öğrenimi ve Derin Öğrenme İlişkisi (Dyson, 2018)

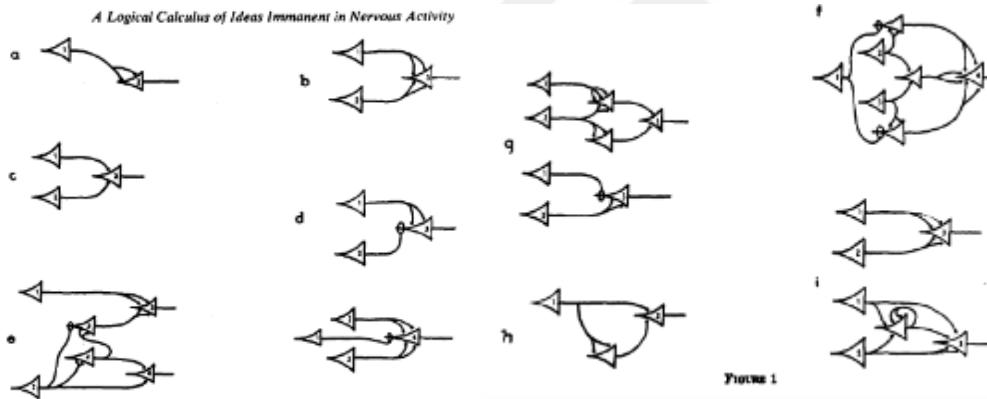
Halen üzerinde birçok çalışma yapılarak geliştirilmeye çalışılan Yapay Sinir Ağları hakkındaki ilk çalışma, Warren MacCulloch ve Walter Pitts tarafından 1943 yılında ortaya koyulmuştur (Şekil 3.2). Bu çalışma YSA'ların ana hatlarını inşa etmiştir.



Şekil 3.2. Yapay Sinir Ağlarının Gelişimi

3.1. McCulloch-Pitts Nöron

İnsan beyninin işleyişinden etkilenecek tasarlanan ilk yapay sinir hücresi, nörofizyolog Warren McCulloch ve matematikçi olan öğrencisi Walter Pitts tarafından 1943 yılında “*A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity*” adlı makalede ortaya konulmuştur (Saatçioğlu ve Özçakar, 2016). McCulloch ve Pitts (1943), yaptıkları çalışmada karmaşık hesaplamaları gerçekleştirmek için biyolojik nöronların birlikte nasıl çalıştıklarını ve benzer çalışma prensibine sahip bir yapay sinir hücresinin oluşturulması için gerekli hesaplama modelini önermişlerdir. Bu sayede bugün kullanılan birçok YSA modeli için önemli bir yapı taşı olan ve literatürde McCulloch-Pitts Nöron adıyla anılan tek katmanlı YSA ve bağlantı modelleri ortaya koyulmuştur (Şekil 3.3). McCulloch ve Pitts (1943) yapay sinir ağının yapısını oluşturarak yapay zekanın, makine öğreniminin ve derin öğrenmenin temelini inşa etmişlerdir.



Şekil 3.3. McCulloch-Pitts-Neuron bağlantıları (McCulloch ve Pitts, 1943).

McCulloch-Pitts nöron sistemi sinir ağlarının işleyişini gösteren teorik bir yapı ortaya koyarak daha sonra yapılacak olan çalışmalara bir altlık oluşturmuştur. Nörofizyoloji kuramının kurucusu olarak bilinen psikolog Donald Olding Hebb tarafından 1949 yılında yayımlanan "*The Organization of Behaviour*" isimli kitapta; öğrenmenin beyin içinde nasıl başarıldığı, deneyimlere dayanarak sinir yollarının nasıl oluştuğu ve geliştirildiği açıklanmaya çalışılmıştır. Hebb'in teorisine göre bazı bağlantılar daha sık kullanıldıkça daha güçlü ve daha hızlı hale gelmektedir (Hebb, 1949). Günümüzde Hebbian öğrenme kuralı olarak anılan bu teori "*birlikte reaksiyon alan hücreler, aynı zamanda birbirleriyle de bağlantılıdır*" şeklinde tanımlanmaktadır. Yapay zeka hakkındaki ilk çalışmalar Hebbian öğrenme kuralını temel alarak oluşturulmuştur.

3.2. Perceptron

1957 yılında Cornell Üniversitesinden psikolog Frank Rosenblatt, Charles Wightman ve çalışma arkadaşları, A.B.D Donanma Araştırma Dairesi tarafından finanse edilen Cornell Havacılık Laboratuvarı'nda McCulloch–Pitts modelini geliştirerek görüntü tanıma alanında kullanmak üzere “Mark I-Perceptron” adını verdikleri farklı harfleri okuyup tanımayı sağlayan ilk başarılı nörobilgisayarı icat etmişlerdir (Şekil 3.4).



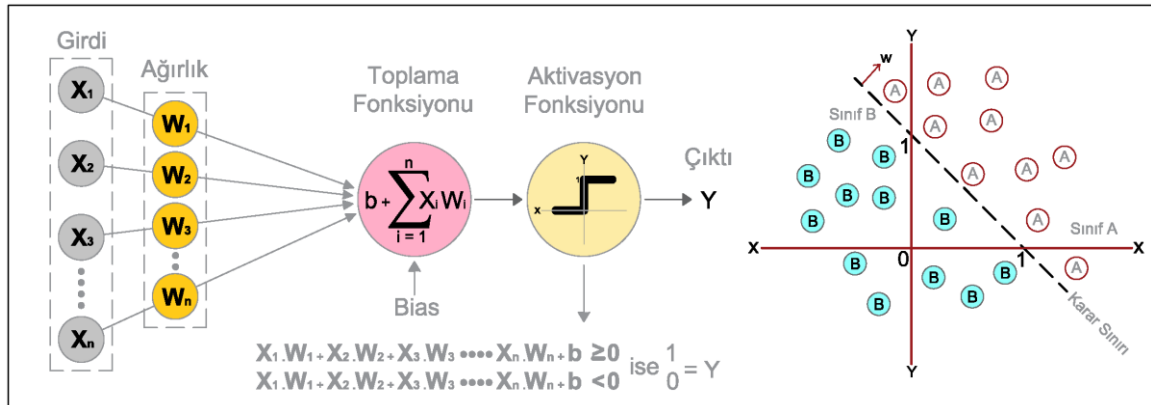
Şekil 3.4. Mark 1 Perceptron (Baldominos A, 2019)

Mark I Perceptron Temel donanım olarak 400 photocell ve 512 dirençten meydana getirilmiştir. Geliştirilen nöro-bilgisayarda kullanılan sistemsel alt yapı McCulloch–Pitts nöronu olarak adlandırılan tek katmanlı basit sinir hücresinin, 1949 yılında psikolog Donald O. Hebb tarafından ortaya konulan Hebbian öğrenme kuralını temel alarak oluşturulmuştur.

Hebbian Öğrenme kuralı, sistemde kullanılan YSA'nın doğru tahmin sonucuna ulaşabilmesi için ağırlıklarını güncellenmesini sağlamaktadır. Bu sayede Perceptron sistemi kendini eğiterek doğrusal olarak sınıflandırma yapılabilmektedir. Bu sisteme tek katmanlı algılayıcı (Perceptron) denilmektedir. Doğrusal sınıflama yapma becerisini gösteren ilk yapay sinir ağıdır ve YSA'ların temelini oluşturur. 1958-1962 yılları arasında Frank Rosenblatt, Perceptron'un farklı versiyonlarını tanımlamış, Perceptron yakınsaklık teoremini formüle edip kullanılabilirliğini ispatlamıştır (Rosenblatt, 1958; Rosenblatt, 1962). Yakınsaklık teoremine göre eğer bir küme doğrusal olarak ayrıştırılabilirse algoritma ayırım yüzeyini bulabilmektedir ve sınıflandırma yapabilmektedir.

Perceptron, temel olarak giriş, hesaplama ve çıkış bölümü olmak üzere üç ana bölümden oluşmaktadır. Bir veya daha fazla girişe ($X_0, X_1, X_2, \dots, X_n$) sahip olan Perceptron sadece bir adet çıkışa (Y) sahiptir. X_0 olarak adlandırılan Bias (b) değeri her zaman 1 olarak sisteme dahil edilir. Perceptron'un çıkışının hesaplanması için ilgili girdilerin her biri önemini ifade eden ağırlık değeri ($W_1, W_2, \dots, W_n$) ile çarpılır ve tüm bu çarpımlar toplanır (Σ). Toplam değer aktivasyon fonksiyonun türüne göre işlenir ($(Y) = \lfloor \rfloor$ (Aktivasyon) ($\Sigma (W \cdot X + b)$) ve çıkış (Y) üretilir. Aktivasyon fonksiyonu bu sistemde bir nöronun aktif mi pasif mi kalacağına karar vermek için kullanılmaktadır. Aktivasyon fonksiyonları, bu yönüyle YSA'lar için önemli bir özelliktir. Perceptronlar ikili sınıflandırma (Binary Output) yapan Step Unit aktivasyon fonksiyonu ($\lfloor \rfloor$) kullandıkları için eğer sonuç belirli bir eşiğin (Threshold) üzerinde ise 1 değerini, değilse 0 değerini üretir. Tek katmanlı algılayıcılarda üretilen çıktı 2 boyutlu düzlemde doğrusal bir fonksiyondur, eğer üretilen çıktı 1 ise ilk sınıfa, 0 ise ikinci sınıfa kabul edilmektedir.

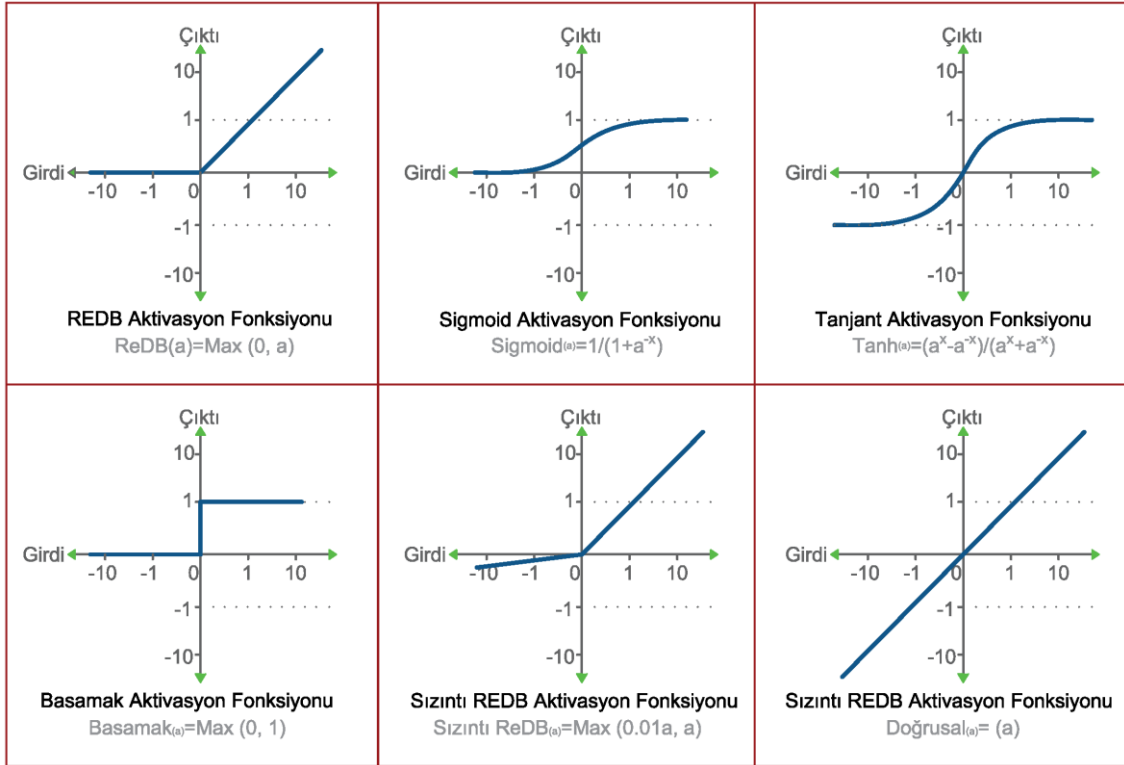
Şekil 3.5.'de X_n adet girişe ve bir adet bias değerine sahip örnek bir Perceptron modeli görülmektedir.



Şekil 3.5. Perceptron Modeli ve Çalışma Mantığı

Yapay sinir hücrelerinde (nöron); özellik (feature) olarak isimlendirilen girişler, dış ortamdan alınan ham verileri veya diğer nöronlardan gelen sinyalleri temsil eder. Ağırlık değerleri; girişlerin nöron üzerindeki etkisini belirleyen katsayılardır. Her girişin kendine ait bir ağırlık değeri bulunur. Ağırlıkların büyük ya da küçük bir değere sahip olması ağırlığın önemli veya önemsiz olduğu anlamına gelmez.

Ağırlık değerinin büyük olması, ilgili girişin nörona güçlü bağlanması, ağırlık değerinin küçük olması, ilgili girişin nörona zayıf bağlanması anlamına gelmektedir. Pozitif ağırlık değerleri uyarıcı sinapsları (excitatory synapses), negatif ağırlık değerleri ise baskılayıcı sinapsları (inhibitory synapses) temsil etmektedir. Ağırlık değerleri, YSA’larda belirli bir hedefe yönelik çıktı üretme yeteneği sağladığı için oldukça önemlidir (Kurt, 2018). YSA’ların bir diğer önemli parçası olan Aktivasyon fonksiyonları; verileri dönüştürmeye, farklı bir boyut kazandırmaya yarar. Bunun sonucunda da veriler hem daha kolay sınıflandırılabilir hem de sistemin yükünü azaltacak şekilde işlenebilir. Doğrusal fonksiyonlu YSA modelleri oldukça kısıtlı bir öğrenme kapasitesine sahiptir. Bu yüzden karmaşık sınıflandırmalarda başarı sağlayamazlar. Ancak Aktivasyon fonksiyonları sayesinde doğrusal olarak ayrılabilen (sınıflanamayan) veriler, doğrusal olmayan şekilde ayrılabilirler. Threshold (Step Unit) fonksiyonu, Sigmoid fonksiyonu, Hiperbolik tanjant fonksiyonu, ReDB (ReLU: Rectified Linear Units) fonksiyonu, Leaky ReLU fonksiyonu ve Softmax fonksiyonu gibi doğrusal olmayan fonksiyonlar YSA’larda en çok kullanılan aktivasyon fonksiyonlarıdır (Şekil 3.6.)



Şekil 3.6. Aktivasyon Fonksiyonları

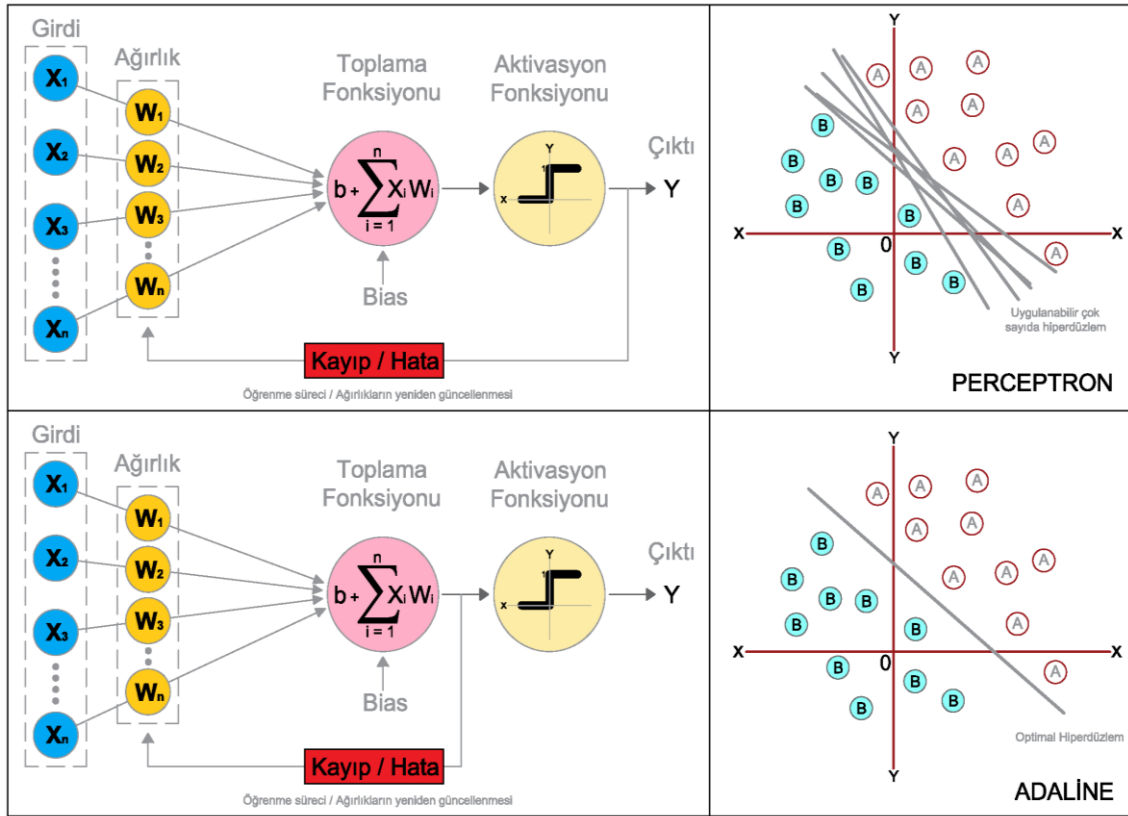
3.3. Adaline

Stanford Üniversitesi Elektrik mühendisi Bernard Widrow ve onun lisansüstü öğrencisi Marcian Edward (Ted) Hoff, 1960 yılında En Küçük Kareler (Least Mean Square /LMS) metodu olarak isimlendirilen bir öğrenme kuralı ile Adaline (ADAaptive Lİnear NEuron) adında yeni bir YSA modelini geliştirdiler (Widrow ve Hoff, 1960). Adaline sinir ağının temel yapısı Perseptron’a benzemekle birlikte aralarındaki temel farklılık eğitim aşamasında sınıfları birbirinden ayıran ağırlık vektörünün güncellenmesindeki yaklaşımlardır.

Perceptron yönteminde ağırlık vektörünün güncellenmesi her bir örneğin sınıf tahmini yapıldıktan sonra gerçekleştirilmekte yani hata hesaplanırken aktivasyon fonksiyonun çıkışı ile beklenen hedef arasındaki fark alınmakta ve bu hata oranına göre ağırlıklar tekrar düzenlenmektedir. Adaline yönteminde ise ağırlık vektörünün güncellenmesi veri setindeki tüm örneklerin sınıf tahmini yapıldıktan sonra gerçekleştirilmekte yani aktivasyon fonksiyonunun girişi olan “net” değeri ile beklenen hedef arasındaki fark hesaplanmaktadır.

Ayrıca Adaline modelinde öğrenme, Widrow–Hoff en küçük kareler metoduna dayanmaktadır. Bu öğrenme kuralına Delta kuralı (Delta Bar Delta) da denilmektedir. Delta öğrenme kuralı, hesaplanan çıktı değerinin beklenen çıktı değerine göre hatasını minimize edecek şekilde ağırlıkların ve bias değerinin güncellenmesi temeline dayanmaktadır (Widrow ve Hoff, 1960). Delta öğrenme kuralı, Perceptron öğrenme kuralından daha efektiftir (Arı ve Berberler, 2017). Perceptron öğrenme kuralı bir çözüme yakınsamayı garanti ediyor olmasına rağmen, eğitim kalıplarının sınır çizgisine yakınlığından dolayı gürültüye duyarlı olabilir, Ancak Ortalama karesel hatayı minimize edebilen en küçük kareler metodu (LMS), eğitim kalıplarını sınır çizgisinden olabildiğince uzak tutmaya çalışır (Arı ve Berberler, 2017) (Şekil 3.7).

Negatif geri besleme yapısını kullanan Adaline algoritması, Perceptron’un çözemediği birçok problemin üstesinden gelebilmiştir (Akpınar, 1994). Ancak her iki modelde sadece doğrusal olarak ayrılabilen problemlere çözüm üretebilmektedir (Arı ve Berberler, 2017) (Şekil 3.7).



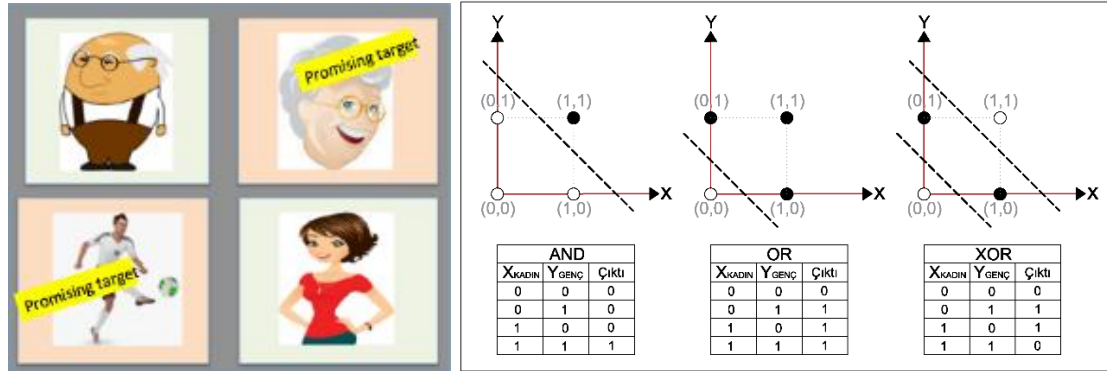
Şekil 3.7. Perceptron ve ADALİNE algoritması

Perceptron benzeri tek katmanlı algoritmaların öğrenme, uyum gösterme ve kendi kendini organize etme gibi özellikleri doğrusal olarak ayrılabilen basit problemler üzerinde başarılı sonuçlar sağlayabilseler de doğrusal olarak ayrılamayan daha karmaşık problemleri çözmekte yetersiz kalmıştır.

Bu yetersizlik Marvin Minsky ve Seymour Papert tarafından 1970'lerin başında dile getirilmiş ve YSA üzerinde yapılan çalışmaları neredeyse durma noktasına getirmiştir (Saatçioğlu ve Özçakar, 2016; Delipetrev ve ark, 2020). 1986 yılına kadar süren bu döneme yapay zekanın 1. kışı denilmektedir.

XOR Problemi

Minsky ve Papert (1969), Perceptron ve ADALİNE gibi tek katmanlı YSA'ların doğrusal olmayan problemlere çözüm üretemeyeceğinden dolayı tüm görevler için kullanılamayacağını iddia etmişlerdir. Minsky ve Papert (1969) tezlerini kanıtlamak için XOR probleminin Perceptron ile çözülmemesini örnek olarak göstermişlerdir. XOR problemini Domingos (2015) günlük hayata dair bir örnekle şu şekilde açıklamaktadır. Örneğe göre bir ayakkabı markasının genç erkekler ve yaşlı kadınlar arasında popüler olduğu, bu kitlenin marka reklamlarında hedef kitleyi temsil ettikleri söylenmiştir. Eğer sadece cinsiyete veya yaşa göre hedef kitleler ayrışabilseydi hedef olan ve olmayan gruplar bir doğruyla 2 sınıfa ayrıştırılabilirdi. Benzer şekilde yaşlı/genç ve (AND) kadın/erkekler veya yaşlı/genç ya da (OR) kadın/erkekler hedef kitleleri oluşturuyor olsalardı gene tek bir doğruyla 2 sınıfa ayrıştırılabilirdi. Ancak yaşlı kadınlar ya da genç erkekler (eXclusive OR) tek katmanlı YSA'lar tarafından tek bir doğruyla 2 sınıfa ayrıştırılamazlar. Sınıflandırmanın yapılabilmesi için hedef ve hedef olmayan gruplar arasında en az 2 ayrı doğrusal hattın kullanılması gerekmektedir (Şekil 3.8). Böylesi bir durumda Perceptron benzeri tek katmanlı bir YSA ile çalışan olası bir pazarlama motoru hedef kitleyi belirlemede başarılı olamayacaktır (Domingos, 2015).

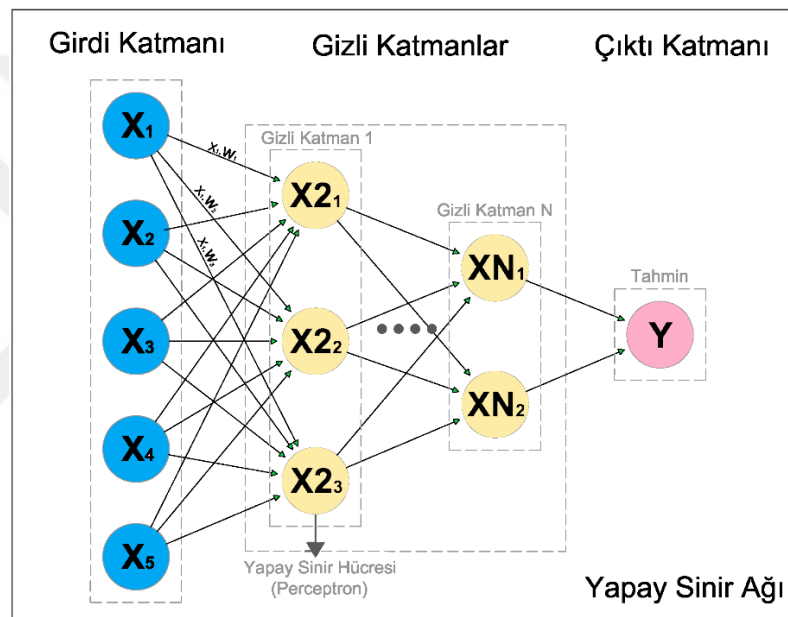


Şekil 3.8. AND, OR ve XOR problemi (Mirla, 2016)

Günlük hayatta karşılaşılan problemlerin çoğunlukla doğrusal olmayan nitelikte olması, XOR probleminin ortaya atılmasından sonra YSA hakkındaki çalışmaları neredeyse durma noktasına getirmiştir. Bu dönem YSA tarihçesinde birinci kıış olarak adlandırılmaktadır ve 1980'lerde doğrusal olmayan XOR problemlerinin çözülebileceğini gösteren Çok Katmanlı Perceptronun (Multilayer Perceptron) geliştirilmesine dek devam etmiştir.

3.4. Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı

Çok katmanlı yapay sinir ağları, birden çok nöronun bir araya gelmesinden oluşmaktadır. Verinin alındığı ilk katmana girdi veya giriş katmanı, işlenmiş verinin son iletiildiği katmana ise çıktı veya çıkış katmanı adı verilir. Girdi ve çıktı katmanı arasında bulunan katmanlar ise gizli katmanlar olarak tanımlanmaktadır. Gizli katmanlar sayesinde doğrusal olarak ayırlamayan verilerin ayırt edilebilmesi mümkün hale gelmiştir. Şekil 3.9’da üç katmanlı YSA’nın genel görünümü bulunmaktadır.



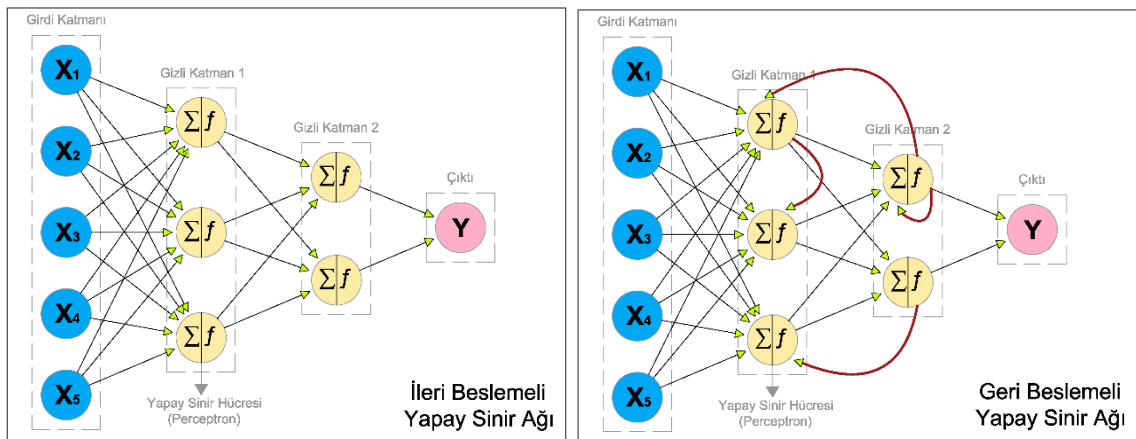
Şekil 3.9. Çok Katmanlı YSA Örneği

Literatürde, gizli katmanların sayısını belirlemek için herhangi bir formül bulunmamaktadır. Girdi katmanı ile çıktı katmanı arasında farklı sayılarda nöron içerebilen, farklı sayıda gizli katmanı bulunan birçok çeşitte yapay sinir ağ mimarisi oluşturulabilir. Elde edilen tecrübeler gizli katmanların sayısının arttırılmasının eğitim hatasını azaltabileceğini, ancak algoritmanın karmaşıklığını arttırdığını ve sistemin genelleme yeteneğinin azalmasına neden olduğunu göstermektedir (Demir, 2019). Gizli katman sayısında olduğu gibi gizli katmandaki nöron sayıları ve bu nöronların birbirleriyle olan bağlantısının belirlenmesi de başka bir tasarım konusudur.

Sıradan bir YSA mimarisinde; her bir nöron sonraki katmandaki her bir nörona belirli bir ağırlık değeri ile bağlıdır. Bu bağlantı şekline tam bağlantılı ağ (Fully Connected networks), nöronların birbirleriyle olan bağlantısına da düğüm (node) denilmektedir. Çok fazla sayıda düğümün olması yapay sinir ağının eğitim süresini daha uzun hale getirecek ve ağın genelleme yeteneğinin kaybolmasına sebep olacaktır. Düğümlerin azaltılması işlemine düğüm seyreltme (dropout) metodu denilmektedir. Düğüm sayısının az olduğu durumda ise yapay sinir ağı çok az sayıda bilgi kullanmasından dolayı hızlı ancak karmaşık modelleri çözmekte yetersiz olacaktır. Bu parametreler, eğitim sonuçlarına göre eğitim sürecinde belirlenir. YSA'ları oluşturan katmanlar, bu katmanlar içinde bulunan nöron sayısı, bilgileri işleme yetenekleri ve nöronların birbirleriyle olan bağlantı şekilleri farklı türde ağ mimarilerini oluşturmaktadır.

3.4.1. YSA Mimarisi

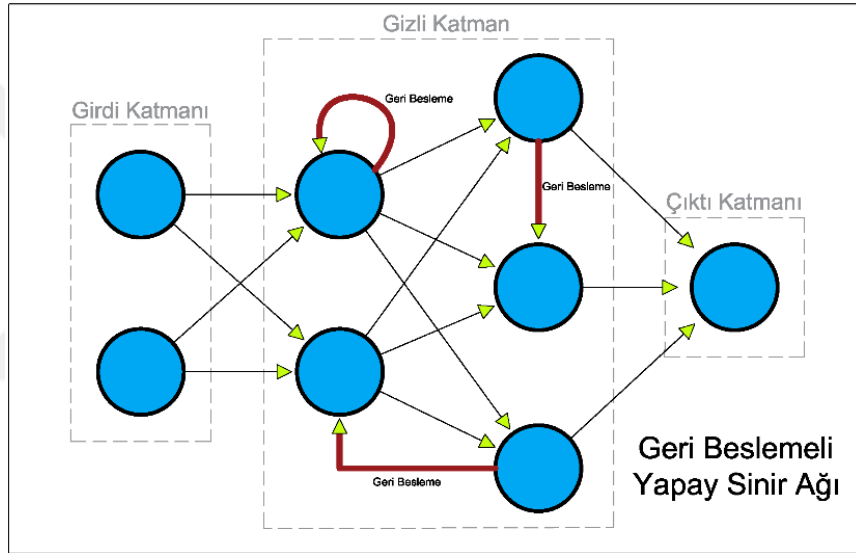
Bir YSA'da bulunan katman sayısı, katmanlar içinde bulunan nöron sayısı ve bu nöronların birbirleriyle olan bağlanma sistemine mimari veya topoloji adı verilmektedir. Bağlantı sistemlerinin çeşitli yollardan yapılabilir olmasından dolayı çok sayıda farklı mimarilerden söz edilebilir. Ancak literatürde ileri ve geri beslemeli olarak iki temel ağ mimarisi ayrımı yapılmaktadır (Saatçioğlu ve Özçakar, 2016) (Şekil 3.10).



Şekil 3.10. İleri ve Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağı Mimarisi

3.4.1.1. Geri beslemeli / tekrarlayan sinir ağı mimarisi

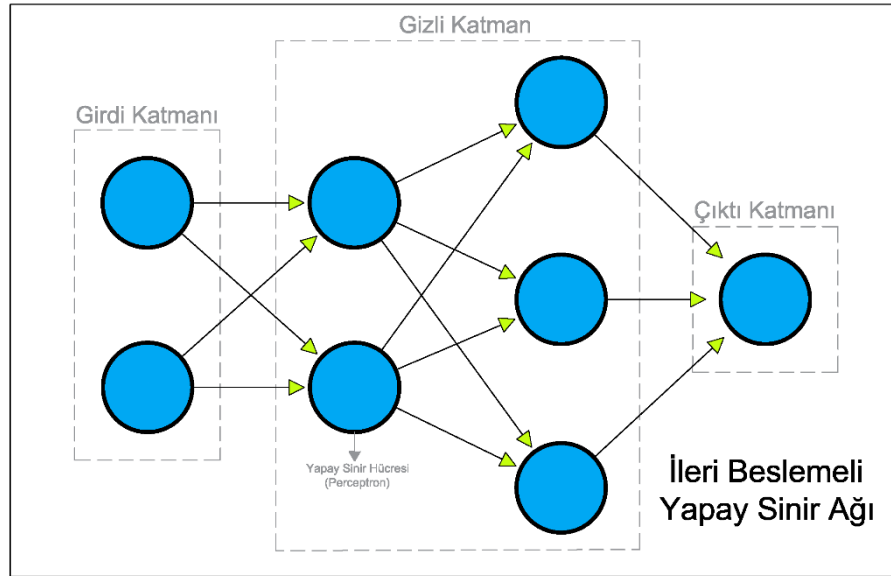
Genellikle gözetimsiz öğrenme kurallarının uygulandığı Geri beslemeli YSA (Recurrent Neural Network) mimarisi; sinir ağında bulunan bir veya daha fazla nöronun ürettikleri çıktı değerlerini ağda bulunan herhangi bir nörona girdi verisi olarak iletmeleriyle oluşur (Şekil 3.11). Bu yüzden geri beslemeli ağlarda bazı düğümler döngü içermektedirler. Bu döngü geri besleme ya da tekrarlama olarak adlandırılır. Oluşan döngüler nedeniyle bu çeşit sinir ağlarının daha uzun eğitim sürelerine ihtiyaçları olmasına rağmen, doğrusal olmayan dinamik bir davranış sergilemeleri nedeniyle, özellikle tahmin uygulamalarında daha başarılı oldukları görülmektedir.



Şekil 3.11. Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağı Mimarisi

3.4.1.2. İleri beslemeli sinir ağı mimarisi

İleri beslemeli bir yapay sinir ağında (Feed Forward Neural Network) çıkış değerinin hesaplanması giriş katmanından çıkışa doğru ilerleyerek gerçekleştirilir. Bir nöronda üretilen değerler kendisine ait ağırlıklarla çarpılarak bir sonraki katmanda bulunan nöronlara iletilir (Şekil 3.12). Girdi katmanından çıktı katmanına kadar gerçekleştirilen bütün ileri yönlü hesaplama akışına **“ileri besleme”** adı verilmektedir. Bir yapay sinir ağında ileri besleme sonucunda elde edilen ilk değerler, ağın tahmin değerleridir. Tahmin değerleri çoğu zaman %100 doğrulukta olamamaktadır. Bu yüzden tahmin değeri ve gerçek değer arasında bir fark oluşacaktır. Bu farka hata, kayıp ya da maliyet denilmektedir.



Şekil 3.12 İleri Beslemeli YSA

Hatanın minimize edilebilmesi için YSA’larda farklı metotlar geliştirilmiştir. Bu metotlar literatürde öğrenme kuralı olarak ifade edilir. YSA’nın öğrenme kabiliyeti bu metotların kullanımı sayesinde gerçekleşir. YSA’larda yaygın olarak kullanılan öğrenme kuralları;

1. Perceptron Öğrenme Kuralı
2. Delta Öğrenme Kuralı (LMS)
3. Genişletilmiş Delta Öğrenme Kuralıdır. (Geri yayılım adımı, Gradyan iniş)

“Genişletilmiş Delta Kuralı” iki aşamadan oluşur;

- İleri doğru hesaplama (Feed Forward)
- Geri doğru hesaplama (BackPropogation)

Günümüzde en sık kullanılan metot Genişletilmiş Delta Öğrenme Kuralıdır. Genişletilmiş Delta Öğrenme Kuralı literatürde geriye yayılım algoritması veya gradyan iniş olarak da adlandırılır.

Geri yayılım öğrenme kuralı (Backpropagation Learning)

İleri besleme adımı tamamlandığında, YSA’ya bir çıktı sunulur (Y =hedeflenen çıktı). Sunulan çıktı değeri ile ağıın ürettiği çıktı değeri (Y_i = gerçekleşen çıktı)

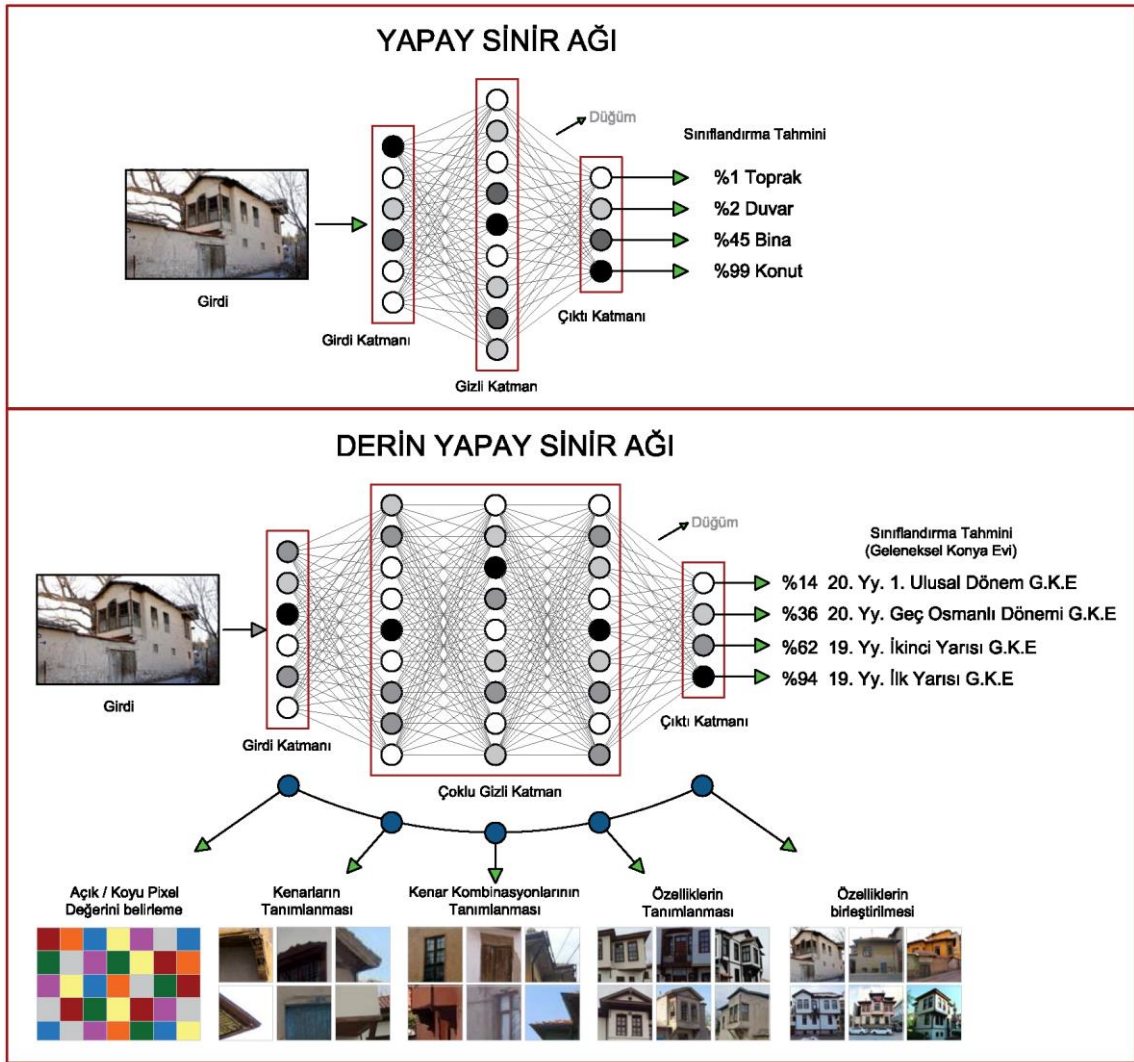
karşılaştırılır. İki çıktı değeri arasındaki fark hata olarak kabul edilir. Hata bazen kayıp, maliyet veya sapma olarak da adlandırılır. YSA’da başlangıçta rassal olarak verilen ağırlık değerleri ağ tarafından hata minimize edilene kadar döngüler halinde güncellenir (Saygılı, 2008; Anderson ve McNeill, 1992). YSA’larda ağırlık ve bias değerlerindeki bu modifikasyona öğrenme kuralı denilmektedir. Tek katmanlı YSA’larda Perceptron veya delta öğrenme kuralı kullanılmaktadır. Çok katmanlı YSA’larında birden fazla katman ve nöron olmasından dolayı geriye dönük birden fazla bağlantı ve her bağlantı için bir ağırlık değeri vardır. Her katmandaki ağırlıkların güncellenip bir önceki katmana etki etmesi ve bir önceki ağırlıkların hatalarının tekrar hesaplanması şeklinde oluşan öğrenme kuralına “hatayı geriye yayma” ya da “geriye yayılım adımı” denilmektedir.

Geriye yayılım adımında; öncelikle hedeflenen çıktı değerleri (Y) ile gerçekleşen çıktı (Y_i) değerleri arasındaki farkın kareleri toplamı hesaplanır ve hata değeri bulunur (Saatçioğlu ve Özçakar, 2016). Hata değerini minimize eden optimal ağırlık değerlerini (W_{ij}) tespit etmek için Gradyan iniş (Eğimli iniş) kuralından faydalanılır (Mitchell, 1997). Gradyan iniş metodu sayesinde bir önceki katmanın ağırlıklarında ilk güncellemeler yapılır. Güncelleme yapılan ağırlıklarla hata değeri tekrar hesaplanır ve bir önceki katmanda bulunan ağırlıklar güncellenir. Bu silsile ilk katmana kadar devam eder ve tüm bağlantıların ağırlıkları güncellenir. Bu sisteme “Hatayı geriye yayma” denilmektedir. Ancak iç katmanlara doğru gidildikçe hatayı hesaplamak ve ağırlıkları doğru şekilde güncellemek oldukça zorlaşmaktadır. Eğer iç katmanlardaki hata hesaplanamazsa, ağırlıkların güncellenmesi de mümkün değildir. Bu probleme kredi tahsis problemi (Credit Assignment Problem-CAP) denilmektedir (Minsky, 1961). Doğrusal olmayan problemlerin çözümü için çok katmanlı YSA’lar geliştirilmiş olsa da Rumelhart ve Ark. (1986) tarafından iç katmanlardaki hatayı hesaplamak için etkili bir yöntem geliştirilene kadar XOR problemi uzun yıllar boyunca çözülememiştir.

Rumelhart ve Arkadaşları (1986) yılında, geri yayılım adımını kullanarak gerçek çıkış değeri ile hesaplanan çıkış değeri arasındaki hatayı en aza indirmek amacıyla düğümlerin ağırlıklarını tekrar tekrar ayarlayan yeni bir çözüm önermişlerdir. Bu işlem sırasında, algoritmadaki herhangi bir ağırlığın toplam hata üzerine etkisi de ölçülerek ağırlık güncellemesi yapılmaktadır. Bu sayede kredi tahsis problemi çözülmüş ve YSA alanındaki çalışmalar tekrar hızlanmıştır.

3.5. Derin Öğrenme

Derin öğrenmeyi basitçe tanımlamak gerekirse, farklı katmanlardan oluşan çok katmanlı YSA'ların geri yayılım (backpropagation) algoritmasıyla eğitilmesine verilen isimdir (Şekil 3.13) YSA bağlamında Derin Öğrenme ifadesi ilk kez Igor Aizenberg ve arkadaşları tarafından 2000 yılında tanıtılmıştır (Aizenberg ve ark, 2000).



Şekil 3.13. YSA ve Derin YSA Farklılığı (Bingöl ve arkadaşları, 2020)

İlk başarılı derin YSA uygulaması 1989 yılında Yann LeCun ve arkadaşları tarafından yapılmıştır. Bu çalışmada kullanılan yapay sinir ağı posta numaraları ve banka çekleri üzerindeki sayıların sınıflandırılması ve okunması için geliştirilmiştir (LeCun ve arkadaşları, 1989). Geri yayılım algoritmasının kullanıldığı Çalışmada 3'ü gizli toplamda 7 katmandan oluşan çok katmanlı bir yapay sinir ağı kullanılmaktadır. Ayrıca ilk olarak Evrişim katmanı bu çalışmada kullanılmıştır.

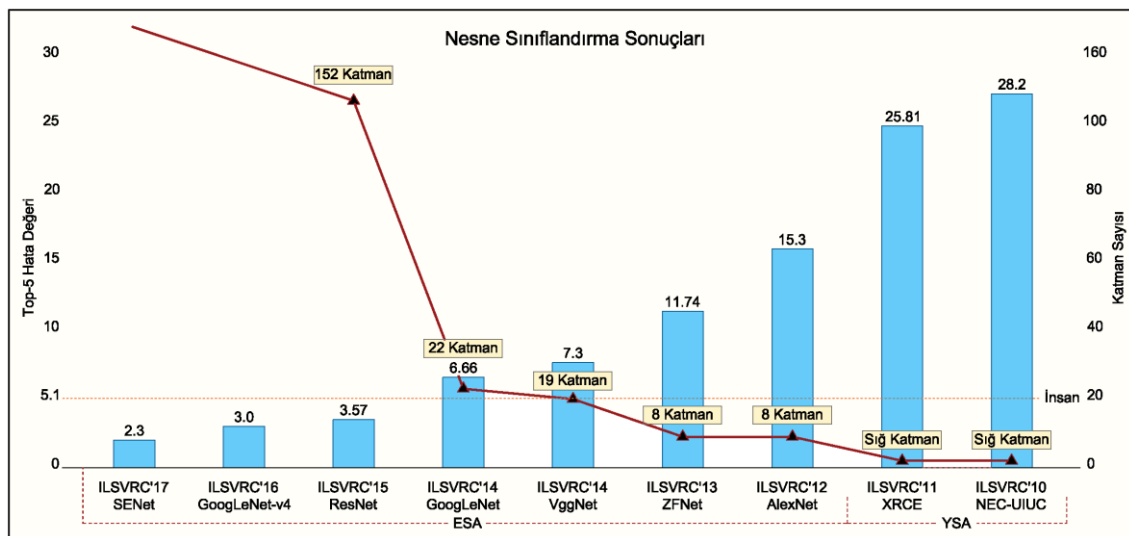
Evrişimin kelime manası bükülmüş ya da kıvrılmış demektir. Evrişim katmanı olan derin YSA'lara Evrişimli Sinir Ağı (ESA) denilmektedir. Bu ağlar en az bir katmanında matris çarpımı yerine evrişim işlemi gerçekleştiren ağlardır (Goodfellow ve ark, 2016; Kurt, 2018). Yann LeCun tarafından oluşturulan bu ağ mimarisi daha sonraları LeNet-5 olarak adlandırılmıştır ve ESA (CNN) mimarisinin temeli olmuştur. Her ne kadar ağ başarılı çalışmış olsa da eğitiminin yaklaşık olarak 3 gün sürmesinden dolayı, pratik bir uygulama olarak görülmemiştir. Bu çalışmadan sonra Yann LeCun daha önceden oluşturduğu "LeNet" ağını MNIST veri tabanında bulunan el yazısı rakamlarını sınıflandırmak için kullanmıştır (LeCun ve arkadaşları,1990). Yaptığı çalışmada hata oranı %1 olarak tespit edilmiştir. Bu büyük başarı dikkatleri ESA (CNN) mimarisi üzerine çekmiştir.

2007 yılında Geoffrey Hinton yayınladığı bir makalede, çok katmana sahip ileri beslemeli bir YSA mimarisinin her seferinde bir katmanını etkili bir şekilde nasıl eğitilebildiğini (Her bir katmanı denetimsiz olarak kısıtlanmış bir Boltzmann makinesi ile eğitmiştir.) ardından denetimli bir geri yayılım yöntemi ile ince ayar yapılabileceğini ispat etmiştir (Hinton, 2007; Şeker ve ark., 2017). İlerleyen yıllarda görüntü işleme ünitelerinin (GPU) işlem kapasiteleri ve hızlarının artmasıyla birlikte derin YSA'ların ön eğitime tabi olmadan da eğitilebilmesi ve çok daha hızlı sonuçlar üretmesi mümkün hale gelmiştir (Şeker ve ark., 2017). GPU işlemci donanımı ve ESA (CNN) mimarisi kullanarak çalışmalar yapan Cireşan ve arkadaşları; 2011 yılına NIST veri tabanını kullanarak sembol tanımaya yönelik yaptıkları çalışmada $0.27\% \pm 0.02$ değerleriyle insan performansına en yakın test sonucuna ulaşan YSA mimarisini ortaya koymuşlardır (Cireşan ve arkadaşları, 2011). Oluşturdukları YSA mimarisiyle 2011 yılında ICDAR Çin el yazısı yarışması kazanmışlardır. Cireşan ve arkadaşları 2012 yılında yayınladıkları çalışmalarında %99,46'lık tahmin başarısı ile insan üstü bir performans ortaya çıkaran başka bir sinir ağı tanıtmışlardır (Cireşan ve arkadaşları 2012). Ayrıca 2012 yılında ISBI resim bölümlleme yarışması kazanmışlardır. Cireşan ve arkadaşlarının 2012 yılında yaptığı başka bir çalışma 0.23 lük hata oranı ile en düşük hata oranına ulaşmış ve süper insan performansı göstermiştir (Cireşan ve arkadaşları 2012).

Ancak Derin Öğrenme ilk defa 2012 yılında bilim dünyasında büyük etki oluşturmıştır. 2012 yılında nesne tanımlama alanında en büyük yarışma olan ImageNet Büyük Ölçekli Görsel Tanıma Yarışmasında (ILSVRC) Alex Krizhevsky ve arkadaşları tarafından sunulan 8 katmanlı Derin Evrişimli Sinir Ağı (ESA) daha önceki

yarışmalarda %25,81 olan Top-5 hata oranını egale ederek %15,3'lük bir skorla büyük bir başarı sağlamıştır (Krizhevsky ve ark., 2012). Şekil 3.14'te görüldüğü gibi ILSVRC yarışmalarının hata oranı sonuçlarına bakıldığı zaman 2012 yılında anlamlı bir düşüş olduğu görülmektedir. Top-5 Hata oranındaki bu düşüş derin öğrenme ve ESA mimarisinin yükselişi olmuştur. Krizhevsky ve arkadaşları (2012) oluşturdukları ESA mimarisinde tam bağlı (fullyconnected) katmanlardaki ezberlemeyi (overfitting) azaltmak için, düğüm seyreltme (dropout) (Srivastava ve ark. 2014) adı verilen normalizasyon yöntemini kullanmış ve etkinliğini kanıtlamışlardır (Şeker, 2017). Alex Krizhevsky ve arkadaşlarının geliştirdiği derin YSA modeli literatürde AlexNet olarak adlandırılmaktadır. ILSVRC-2012 ImageNet yarışmasında alınan olağanüstü sonuçlar sonrasında Evrimsel Sinir Ağı derin öğrenmede temel mimari olarak kabul edilmiştir.

AlexNet'ten sonra kabul görmüş ve popüler olmuş derin öğrenme mimarileri sırasıyla 2013 yılında %11.74 hata oranıyla ZFNet (Zeiler ve Fergus, 2014), 2014 yılında 7.3 hata oranıyla 19 katmanlı VGGNet (Simonyan ve Zisserman, 2015), aynı yıl 6.66 hata oranıyla 22 katmanlı GoogLeNet (Szegedy ve ark., 2015), 2015 yılında 5 olan insan hata oranının altında 3.57'lik insanüstü bir performans gösteren 152 katmanlı ResNet (He ve ark., 2016) modelleridir. Bu oran 2016 yılında %3.0, 2017 yılında %2.3 hata oranına kadar düşmüştür. Böylelikle sınıflandırma, nesne tanıma, modelleme, ses ve doğal dil işleme vb. birçok konuda ESA uygulamalarının kullanımı yaygınlaşmıştır (İnik ve Ülker, 2017). Derin öğrenme mimarilerinin bu başarısı farklı özelliklere sahip katmanların bir arada kullanılmasından kaynaklanmaktadır.

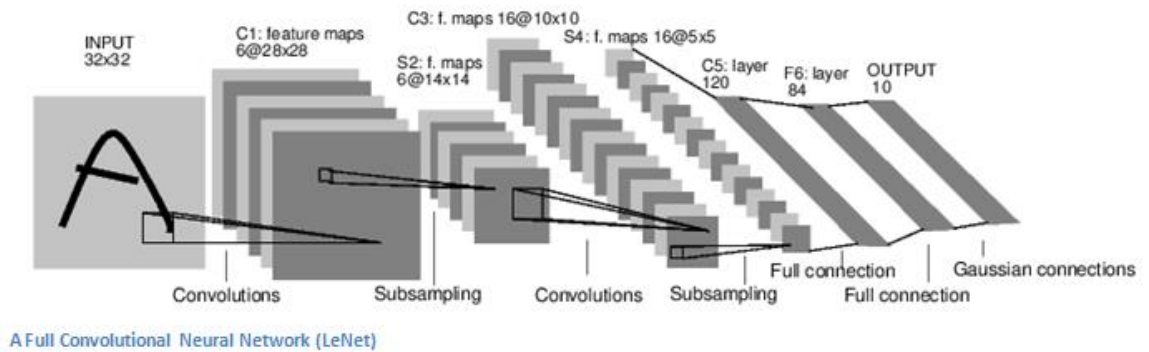


Şekil 3.14. Yıllara göre ILSVRC yarışmasının Top-5 hata oranları (%)

(Kang ve ark, 2020; Alyafeai ve Ghouti, 2019; He ve ark, 2016)

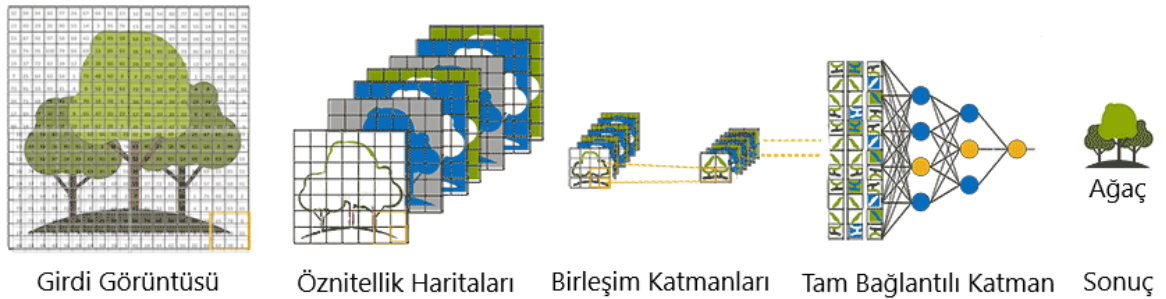
3.6. Evrişimli Sinir Ağları (ESA)

Evrişimli (yapay) sinir ağları (ESA); en az bir katmanında evrişim işlemi uygulanan birden çok katmandan oluşan, ileri beslemeli YSA'lardır. Günlük hayatta pek sık duymadığımız Konvolüsyon yani evrişim kelimesi nesne tanıma algoritmasının kullanmış olduğu özelleştirilmiş bir doğrusal (lineer) işlem çeşididir. Evrişim konsepti ilk olarak 1989 yılında Yann LeCun ve arkadaşları tarafından tanıtılmıştır (LeCun ve ark., 1989). Yann LeCun ve arkadaşları tarafından oluşturulan ve ilk başarılı sonuç veren ESA mimarisi LeNet 5 Şekil 3.15'te gösterilmektedir.



Şekil 3.15. LeNet 5 ağ mimarisi (LeCun ve ark,1998)

ESA mimarisi farklı görevleri olan birden çok katmanın bir araya gelmesiyle oluşmaktadır (Şekil 3.16). Katmanlar yükseklik, genişlik ve derinlik olarak üç boyutta düzenlenmektedir.



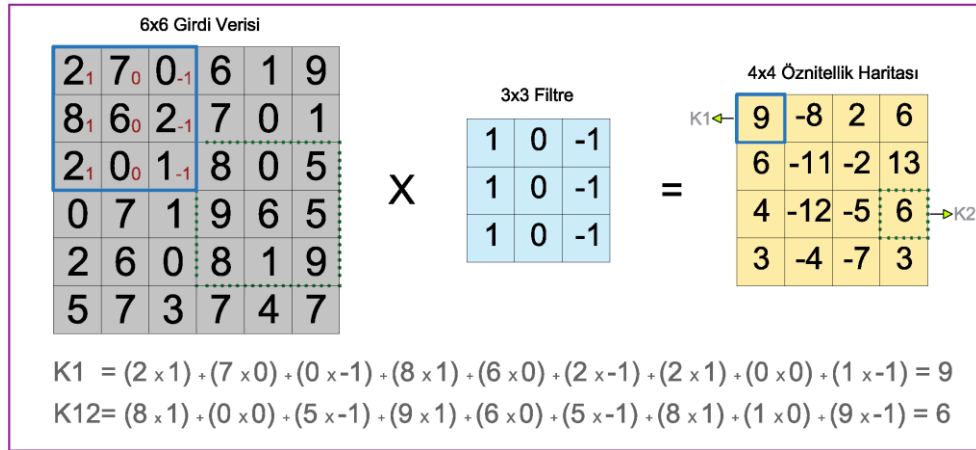
Şekil 3.16. Evrişimli Sinir Ağı Mimarisi (Malanca, 2020).

3.6.1. Giriş katmanı

Evrişimli Sinir Ağlarının ham verilerden oluşan ilk katmanına giriş katmanı denilmektedir. Tasarlanacak ağ mimarisinin başarısında giriş katmanına sunulan ham verinin boyutu oldukça önemlidir. Bu katmana sunulan veri boyutunun yüksek seçilmesi; eğitim süresini uzatan yüksek bellek ihtiyacı ve hesaplama maliyetine neden olurken görüntüler üzerinden daha ayrıntı bilgi elde ederek ağ modelinin başarısını artırabilir. Giriş görüntü boyutunun küçük olması bellek ihtiyacını ve eğitim süresini azaltarak hesaplama maliyetini düşürebilir, fakat kurulan ağ modelinin başarısını da kısıtlayabilir (İnik ve Ülker, 2017). Bu sebeple görüntü analizinde hem ağ performansını hem de hesaplama maliyetinin optimum seviyede tutulabilmesi için giriş katmanında uygun boyutlarda verilerin tercih edilmesi önemli bir kriterdir (İnik ve Ülker, 2017).

3.6.2. Evrişim katmanı

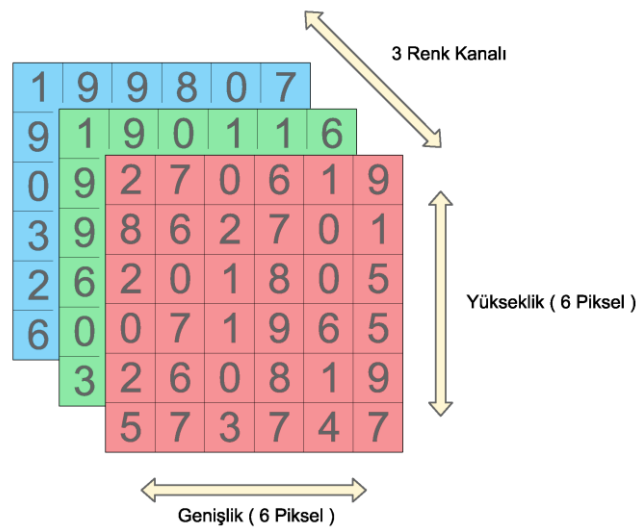
Evrişim katmanı ESA'nın ana yapı taşıdır. ESA mimarisinin temelini oluşturan bu katman dönüşüm katmanı veya Filtre (kernel/ çekirdek) katmanı olarak da bilinir. Bir Evrişim katmanın temel işlevi, girdi verilerinden özellik çıkartmaktır. Özellik çıkarımı yani evrişim işlemi orijinal görüntüdeki yüksek ve düşük seviyeli özellikleri çıkarmak için filtrelerin tüm görüntü yüzeyinde belirli bir düzenle kaydırılarak dolaştırılması işlemine dayanmaktadır. Evrişim iki matrisin (girdi verisi ve filtre) indislerinin çarpımlarından elde edilen tüm skorların toplanmasıyla oluşan matematiksel bir işlemidir (Şekil 3.17). Evrişim işleminde ilk matris girdi görüntüsü olarak ifade edilirken; ikinci matris ise filtre olarak ifade edilmektedir. Filtreler kendinden önceki katmandan gelen görüntülere evrişim işlemi uygulayıp çıkış matrislerini oluştururlar (Şekil 3.17). Evrişim katmanında, orijinal veriler üzerinde birçok filtre kullanılır. Bu filtrelerin her biri girdi verilerinin farklı özelliklerini öğrenir. Özellikle kenarları, eğrileri, lekeleri ve pürüzsüz alanları algılamayı öğrenebilirler. Evrişim işlemi sonucunda ortaya çıkan matrisler öznitelik haritası (aktivasyon haritasını) oluştururlar. Öznitelik haritası, her bir filtreye özgü özelliklerin keşfedildiği bölgelerdir (İnik ve Ülker, 2017).



Şekil 3.17. 3x3 Evrişim İşleminde Filtrenin Çalışma Mantığı

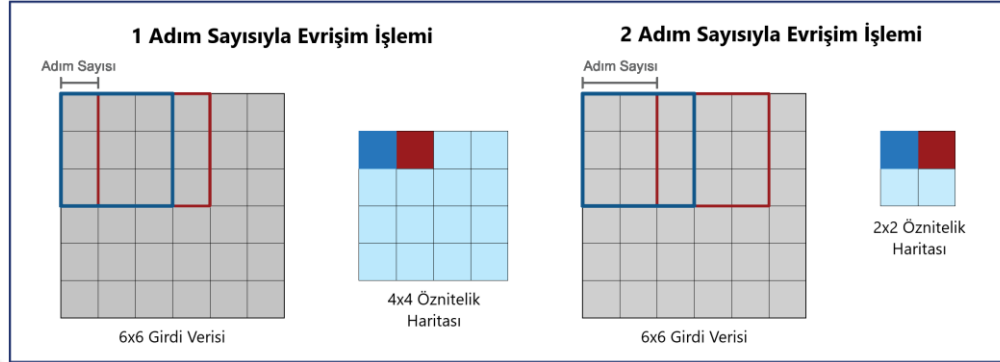
Evrişim katmanını içinde kullanılan üç önemli parametre vardır. Bunlar Filtre boyutu (kernel size), adım sayısı (stride) ve dolgulama (padding) parametreleridir. Bu parametreler çıkış verilerinin boyutunda ve ESA modelinin bellek kullanımında etkileri vardır (İnik ve Ülker, 2017).

Filtre boyutu diğer adıyla reseptif alan; Öznitelik haritasının boyutunu belirleyen bir değişkendir. Filtreler tasarlayıcının belirleyeceği nitelikte 9x9, 5x5, 2x2 gibi değişik boyutlarda olabilir ve piksel değerlerini içerirler. Filtrenin değerleri modelin ağırlıklarını temsil eder. Örneğin, filtrenin boyutu 3x3 ise, çıktısının giriş katmanındaki 9 farklı düğümle bağlantısı vardır. Girişte tek kanallı gri tonlamalı bir görüntü var ise, filtre tek kanallı, Girişte üç kanallı bir RGB görüntü var ise, filtre üç boyutlu (tensor) bir yapı olarak seçilir. (6x6x3)'lük bir tensor yapısında 6 matrisin yükseklik ve genişliğini, 3 matrisin derinliğini temsil eder (Şekil 3.18).



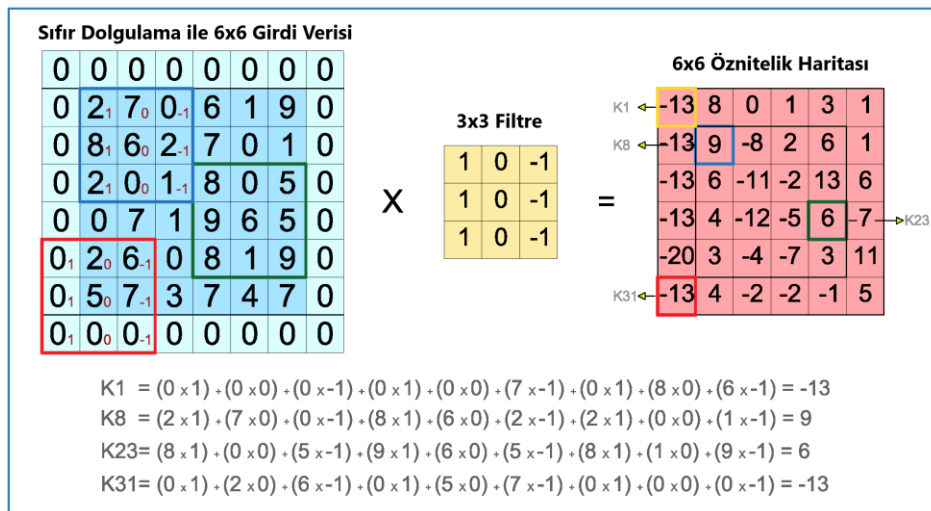
Şekil 3.18. Tensor Yapısı

Filtrenin Adım sayısı; Filtre boyutunun yanı sıra reseptif alanın görüntü üzerinde ne kadar aralıklarla kaydırılacağını gösterir (Şekil 3.19). Adım sayısı 2 olarak atanırsa reseptif alan görüntü üzerinde 2’şer birim kayarak işlem gerçekleştirir. Çıktı matrisinin boyutunu kontrol etmek için adım sayısı değiştirilebilir.



Şekil 3.19. Adım Sayısı ve Filtrenin Uygulanması

Dolgulama: Evrişim işleminde filtrenin görüntü matrisinin sol üst köşesinden başlayarak, matrisin dışına taşmadan, adım sayısı kadar ilerleyerek tüm görüntü matrisinin üzerinde dolaştırılması sağlanır. Bu durumda görüntü matrisinin sınırında kalan piksel değerleri filtrenin merkezine alınarak işlenemeyecektir. Eğer girdi görüntüsünün sınırlarında önemli detaylar varsa ve bu piksellerin de evrişim işlemine tabi tutulması isteniliyorsa görüntü matrisine dolgulama yapılarak bu problemin üstesinden gelinmektedir. Filtrenin merkezi görüntünün sol üst köşesindeki piksel ile karşılaştırıldığında filtrenin diğer indis karşılıklarının boşta kalmasını engellenecek şekilde giriş görüntüsünün çevresi 0 değerli pikseller ile kaplanır. Bu işleme sıfır dolgulama (zero padding) denilmektedir (Şekil 3.20).



Şekil 3.20. Sıfır Dolgulama Uygulaması

Filtrenin uygulanışı; Şekil 3.21. incelendiği zaman 6x6 bir görüntü üzerinden 3x3'lük filtre ile öznitelik haritası oluşturmaya çalışılmıştır. İlk olarak filtre matrisi görüntünün sol üst köşesine yerleştirilir. Geleneksel uygulamada filtre ve resim matrislerinin indisleri birbirleriyle çarpılır ve tüm sonuçlar toplanır. Çıkan sonuç değeri çıktı matrisinde depolanır. Ardından filtre görüntü üzerinden sağa belirlenen adım sayısı kadar hareket ettirilerek işlem tekrarlanır. Adım sayısı bu örnekte 1 olarak alınmıştır. 1. Satır bittikten sonra 2. satıra geçilir ve işlemler tekrarlanır. Tüm işlemler bittikten sonra çıktı matrisi (öznitelik haritası) oluşturulur. Sonuç çıktı matrisinin 4x4'lük boyutta olmasının nedeni 6x6 görüntü matrisinde 3x3 filtrenin yatayda ve dikeyde 3 kez hareket etmesinden kaynaklanmaktadır (Şekil 3.21). İlk filtre uygulandığında, ilk öznitelik türünü tespit eden bir öznitelik haritası oluşur. Ardından, ikinci bir filtre kullanıp başka bir özellik türünü algılayan ikinci bir öznitelik haritası oluşturulur. Bu işlem tekrarlanarak devam eder. Özetlemek gerekirse, filtreyi görüntü üzerinden hareket ettirerek oluşturulan basit matris çarpımı sonucunda görüntünün özellikleri tespit edilir.

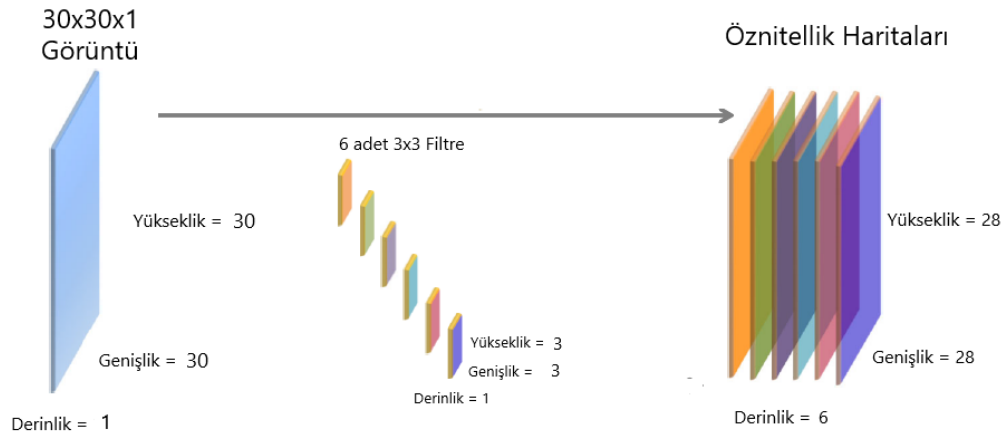
6x6 Girdi Verisi									3x3 Filtre							4x4 Öznitelik Haritası			
2	7	0	6	1	9				1	0	-1				9	-8	2	6	
8	6	2	7	0	1				1	0	-1				6	-11	-2	13	
2	0	1	8	0	5				1	0	-1				4	-12	-5	6	
0	7	1	9 ₁	6 ₀	5 ₋₁										3	-4	-7	3	
2	6	0	8 ₁	1 ₀	9 ₋₁														
5	7	3	7 ₁	4 ₀	7 ₋₁														

$K20 = (9 \times 1) + (6 \times 0) + (5 \times (-1)) + (8 \times 1) + (1 \times 0) + (9 \times (-1)) + (7 \times 1) + (4 \times 0) + (7 \times (-1)) = 3$

Şekil 3.21. Filtrenin Uygulanışı

Her bir filtre giriş görüntüsü üzerinde kaydırıldığında, bir öznitelik haritası elde edilir. Evrişim katmanından elde edilen çıktı tüm filtrelerden elde edilen öznitelik haritalarının birleştirilmesinden oluşur. Giriş görüntüsü iki boyutlu (Örnek: Siyah beyaz görüntü) olması durumunda çıktılar üç boyutlu olacaktır. Giriş görüntüsü üç boyutlu hacimsel veri ise (Örnek: RGB), çıktıları dört boyutlu olacaktır. Fazladan boyutların elde edilmesi birden çok sayıda filtre kullanılmasından kaynaklanır. 30x30 boyutunda bir giriş görüntüsü ve 3x3 boyutunda bir filtre düşünüldüğünde eğer adım sayısı 1 ve dolgulama yapılmamışsa elde edilen her evrişim katmanı 28x28 boyutunda olacaktır (Şekil 3.22). Ancak, giriş görüntüsüne uygulanan birden fazla filtre vardır.

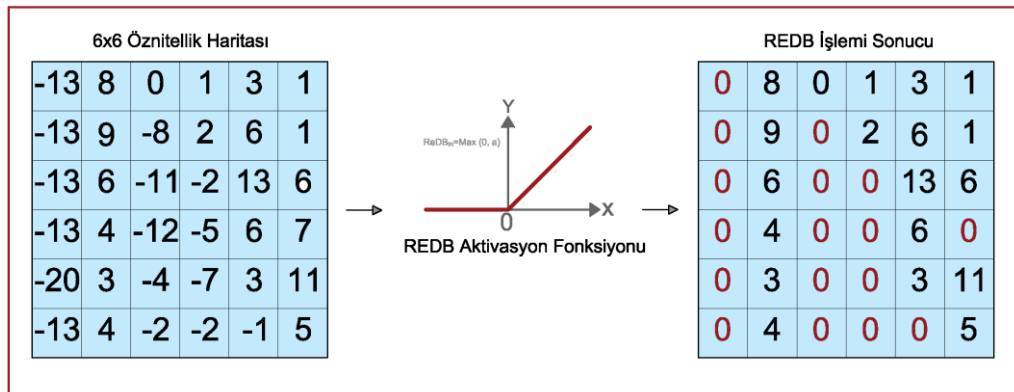
Bu sebeple öznitelik haritası boyutu $K \times 28 \times 28$ olur. K harfi kernel yani filtre sayısını ifade eder.



Şekil 3.22. Öznitelik Haritası Boyutu (Dürr ve Ark, 2019)

3.6.3. REDB: Rektifiye edilmiş doğrusal birim fonksiyonu

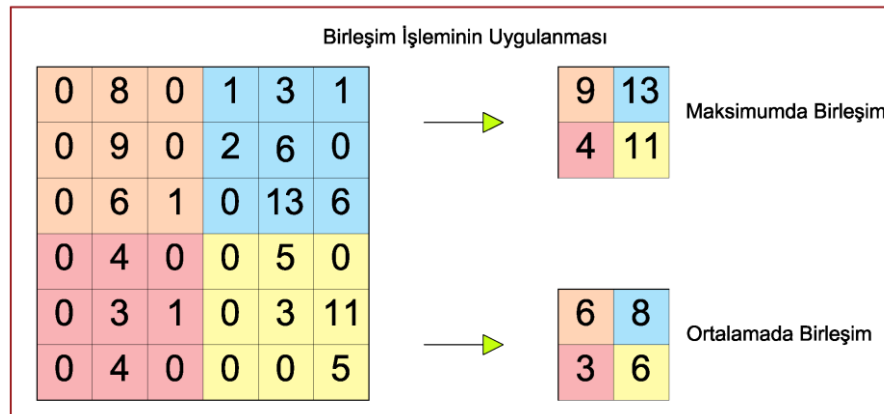
ESA modellerinde Evrişim katmanlarından sonra ReDB (ReLU) katmanı kullanılır. ReDB fonksiyonunun kullanımı diğer aktivasyon fonksiyonlarına (sigmoid, tanjant vb.) göre genelleme doğruluğunda anlamlı bir fark oluşturmamasına rağmen türevinin daha basit olması ve bu sayede geri yayılım vb. algoritmaları kullanırken çok büyük kolaylık ve hız sağlaması nedeniyle tercih edilir. ReDB hesaplama yükünün oldukça fazla olduğu derin YSA'larda uygulama kolaylığı sağlamaktadır. Doğrusal olmayan bir aktivasyon fonksiyonu olan ReDB sıfırdan küçük ve eşit olan girişlerini sıfıra eşitlerken, sıfırdan büyük girişlerini olduğu gibi bırakır ($f(x) = \max(0, X)$). Şekil 3.23.'da görüldüğü gibi ReDB katmanı girişinin her bir ögesi için tek tek uygulanıp 0'dan küçük olan değerleri 0'a çekerken 0'dan büyük değerleri olduğu gibi bırakır.



Şekil 3.23. REDB İşlemi

3.6.4. Birleşim (Havuzlama) katmanı

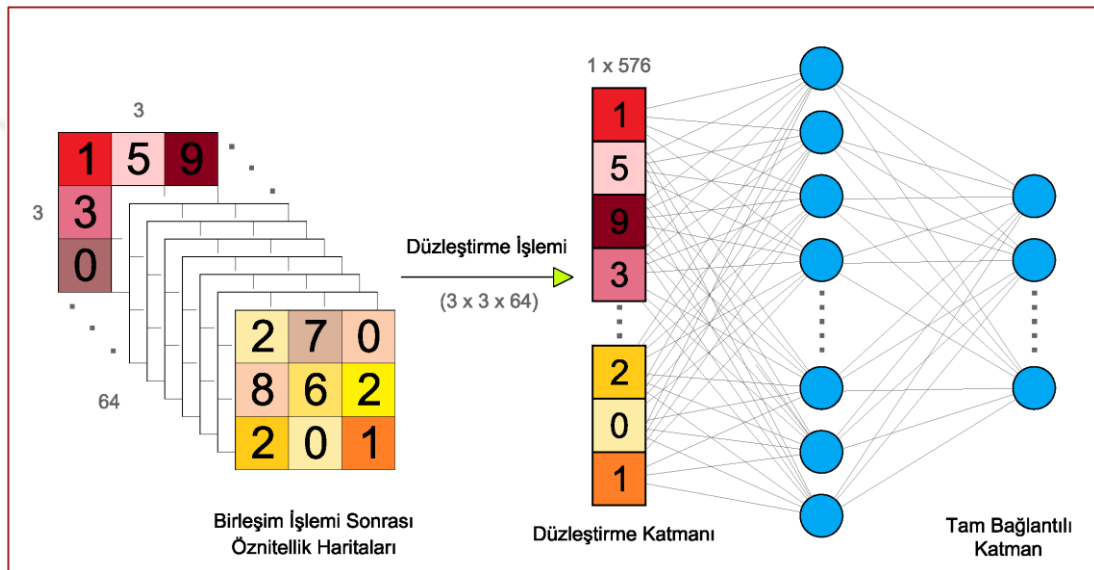
ESA mimarisinde bir diğer önemli kavram da doğrusal olmayan (Non-linear) aşağı örnekleme (downsampling) yapan birleşim (pooling) katmanıdır. Birleşim katmanı havuzlama veya alt-örnekleme katmanı olarak da adlandırılmaktadır. ESA mimarisinde birleşim katmanı, evrişim katmanları arasında yaygın olarak kullanılan bir katmandır. Bazı ESA mimarilerinde evrişim katmanı ile tam bağlı katmanlar arasında da kullanıldığı görülmektedir. Birleşim katmanının özelliği evrişim katmanından sonra oluşan öznitelik haritalarının boyutunu indirmektedir (subsampling). Böylelikle ESA mimarisinin hem hesaplama maliyeti azaltılmaktadır hem de benzer özellikleri tekrar tekrar öğrenip YSA'nın ezberleme yapmasının önüne geçilmektedir. Yapılan işlem derinlik boyutunu etkilemezken görüntü boyutunda azalmaya sebep olmaktadır. Birleşim işlemi; görüntü boyutunda oluşturduğu azalma sebebiyle bilgi kaybına neden olmasına rağmen YSA'nın ezberlemesini engellemek için yapılmış faydalı bir işlemdir (Körez, 2020). Birleşim katmanı sayesinde, öznitelik haritalarından YSA'nın karar vermesi için yeterli bilgiyi içeren önemli özellikler seçilerek daha küçük çıktılar oluşturulmuş olur. Birleşim katmanının, evrişim katmanında olduğu gibi filtre boyutu ve adım sayısı olmak üzere 2 değişken parametresi vardır. Birleşim katmanının filtresi non-parametrik nitelikte olup içerisinde herhangi bir değer barındırmaz. Sadece öznitelik haritasındaki değerler kullanılarak işlem yapılır. Birleşim işlemi; öznitelik haritası üzerinde uygulanan filtrenin komşuluk indislerinin maksimum değerinde veya ortalama değerinde hesaplanmasıyla yapılır (Şekil 3.24). Şekil 3.24.'de gösterilen örnekte 6×6 resim üzerinde 3×3 boyutunda filtre 3 adım sayısı ile uygulanmış, 2x2 birleşim katmanı sonuçları üretilmiştir. Şekil 3.24'te hem maksimum birleşim (max pooling) hem de ortalama birleşim (average pooling) işleminin sonuçları gösterilmektedir.



Şekil 3.24. Birleşim Katmanı Çalışma Mantığı (Filtre boyutu 3x3, adım sayısı 3).

3.6.5. Düzleştirme katmanı

ESA mimarisinin ilk katmanlarında girdi verileri üzerinde uygulanan evrişim ve birleşim işlemi sonucunda veriler üç boyutlu tensör şeklinde bir çıktıya dönüşmektedir. Bu çıktıların son ve en önemli katman olan tam bağlı katmanda (Fully Connected Layer) irdelenebilmesi için tek boyutlu düz bir dize (vektör) haline dönüştürülmesi gerekmektedir. Düzleştirme katmanının görevi; Tam bağlı katmanda irdelenecek olan tek boyutlu verinin 3. Boyuttan tek boyuta dönüştürülmesini sağlamaktır (Şekil 3.25).



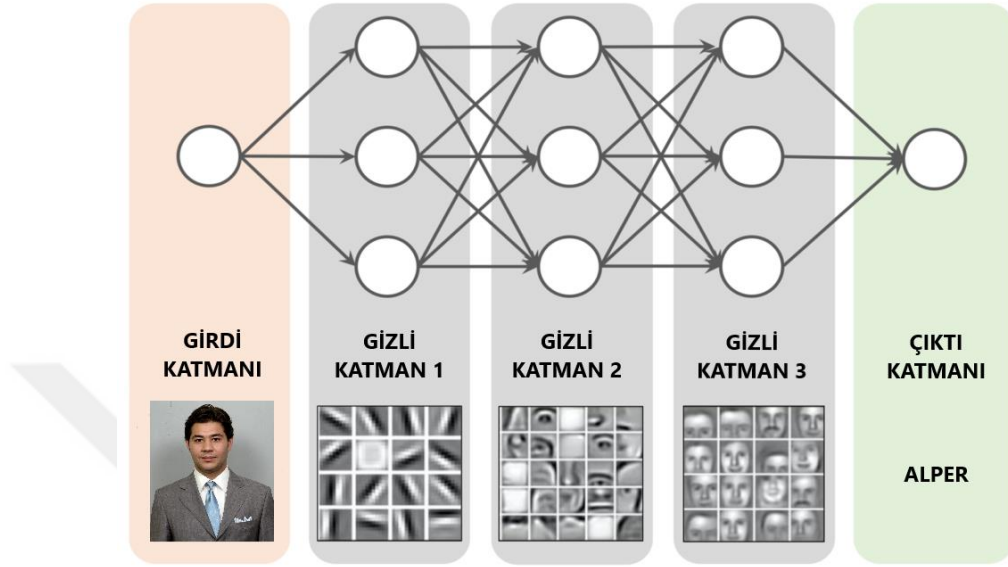
Şekil 3.25. Düzleştirme işlemi “Flattening”

Her biri 3x3x1 matris boyutunda olan 64 öznitelik haritası varsa, tam bağlı katman için bu veriler $3 \times 3 \times 1 \times 64 = 576 \times 1$ vektörüne dönüştürülür (Şekil 3.25).

3.6.6. Tam bağlantılı katman

Tam Bağlantılı Katman (TBK) ESA mimarisinde yüksek seviye çıkarımlarda bulunarak sınıf skorlarını üreten son ve en önemli katmandır. Evrişim ve birleşim işlemleri sonucunda üretilen matrissel değerler, düzleştirme katmanında bir dizi haline getirildikten sonra TBK tarafından girdi verisi olarak alınır ve çıktı verisi olarak vektörel bir sonuç üretilir (Şekil 3.26). Özetle girdi verisinde tespit edilen özelliklerin öğrenilme işlemi bu katmanda gerçekleştirilir. TBK prensipte çok katmanlı YSA

mimarisiyle aynı mantıkta çalışır. TBK’da, her bir nöron belirli bir ağırlık değeri ile kendinden sonra gelen katmandaki her bir nörona bağlanır. Bu bağlantı şekline düğüm denilmektedir. TBK’nın giriş boyutu bir önceki katman tarafından belirlenirken çıkışı veri setindeki sınıf sayısı tarafından belirlenir (Şekil 3.26).

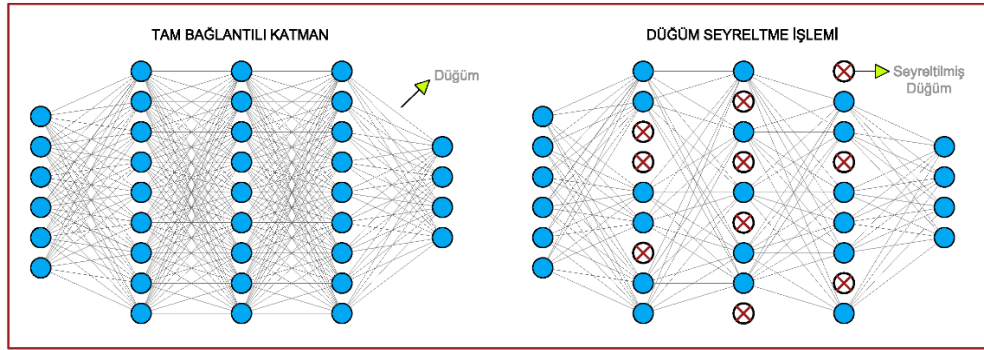


Şekil 3.26. Tam Bağlantılı Katman (West, 2019)

3.6.7. Düğüm seyreltme metodu

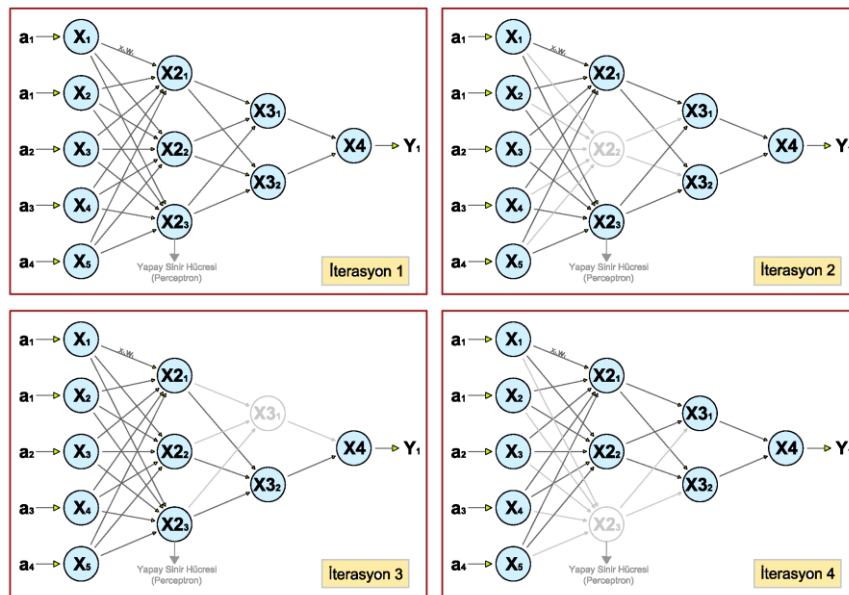
Genellikle danışmanlı öğrenme yöntemi kullanılan çok katmanlı YSA’larda, aşırı öğrenme (Overfitting) adı verilen sistemin ezberleme problemiyle karşılaşmaktadır. Bu durum derin öğrenme yöntemi olan ESA modellerinin tam bağlı katmanlarında da söz konusu olmuştur. Bu problemin çözümü için düğüm seyreltme (dropout) metodu geliştirilmiştir. (Srivastava ve ark., 2014). Düğüm seyreltme metodu ilk olarak 2014 yılındaki “*Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting*” isimli makalede gündeme gelmiştir (Srivastava ve ark., 2014). Bu metodun temel mantığı tam bağlı katmanda nöronlar arasında oluşan düğümlerin “node” gelişigüzel kaldırılmasıdır. Böylece nöronlar birbiri hakkında daha az bilgiye sahip olur ve birbirlerinin ağırlık değişimlerinden daha az etkilenirler. Ayrıca her iterasyonda (tekrarlama) farklı nöron kombinasyonları birbiriyle çalıştığı için daha etkili bir öğrenme gerçekleşmektedir ve daha tutarlı mimariler oluşturulabilmektedir. Düğüm seyreltme metodu derin öğrenmede sıkça kullanılan iyileştirme (regularization) yöntemlerinden bir tanesidir.

Şekil 3.27a.'da ağın orijinal yapısı gösterilirken, Şekil 3.27b'de ise düğüm seyreltme katmanından sonraki hali gösterilmiştir.



Şekil 3.27a. ve 3.27b. Düğüm Seyreltme İşlemi öncesi ve sonrası

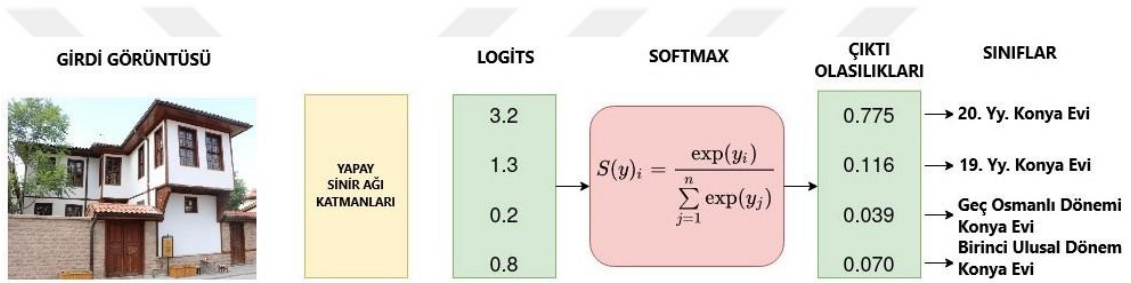
Düğüm seyreltme metodunun çalışma mantığı, bir binayı inşa etmeye çalışan bir grup işçinin çalışma şekline benzer. Bir binayı inşa etmek için çalışan her işçinin bir konuda uzmanlaştığını ve sadece o işi yaptığını düşünelim. Böyle bir durumda işçilerden biri hastalanıp işe gelmediğinde diğer işçilerin onun yerini doldurması zor olacaktır ve bu durum işin ilerleyişini büyük oranda etkileyecektir. Bunun yerine iş veren her hafta işçilerden birkaçına izin vererek (düğüm seyreltme) diğer işçilerden onların yerini doldurmalarını beklerse, her işçiden diğer işçilerin yerini doldurabilecek asgari bilgileri öğrenmesini sağlayabilir. Bunun sonucunda herhangi bir işçinin yokluğunda ya da yanlış yaptığında, onun yerini doldurabilecek ve işin aksamasını engelleyecek bir sistem inşa edilmiş olacaktır (Çarkacı, 2017). Şekil 3.28'te bu işlemin her tekrarda nasıl gerçekleştiği gösterilmiştir.



Şekil 3.28. Düğüm Seyreltme İşlemi

3.6.8. Sınıflandırma katmanı

Tam bağlantılı katmanın çıktı verilerine göre bir sınıflandırma işlemi yapılır. Sınıflandırma işleminde önceki katmanda üretilen çıktı değerleri probabilistik hesaplama “cross entropy” yapılarak her bir sınıf için olasılık değerleri ortaya koyulmaktadır (Tang 2013). Bu işlem için farklı sınıflandırıcılar kullanılabilir ancak genellikle çoklu sınıflandırma problemlerindeki başarısından dolayı Softmax metodu tercih edilmektedir. Softmax fonksiyonu sınıflandırılması istenilen nesne sayısı kadar çıktı değeri üretir. Çıktı değerleri her bir nesne sınıfının ait olma olasılığını gösteren 0 ile 1 arasında değerler alır. En yüksek değer hangi çıkışta üretilmişse sınıflandırılması istenilen nesnenin o sınıfa ait olduğu kabul edilmektedir (Şekil 3.29).



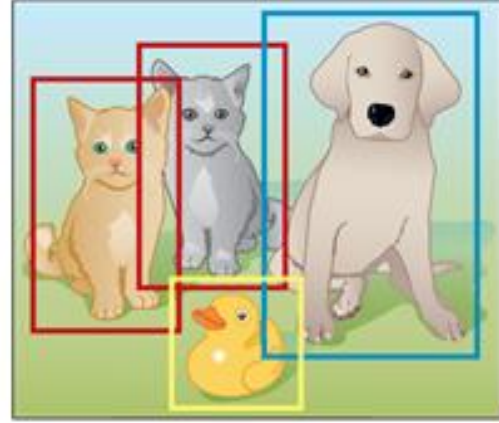
Şekil 3.29. Softmax İşlemi (Koech, 2020)

3.7. Bölgesel Tabanlı ESA (B-ESA)

Sıradan YSA’lar ve ESA’lar sınıflandırma işlemlerini gerçekleştiren modellerdir. ESA modellerinde Şekil 3.30a’da olduğu gibi sınıflandırmada, algoritmaya girdi olarak verilen bir görüntünün bir bütün olarak neyi temsil ettiği tahmin edilmeye çalışılmaktadır. Fakat gerçek hayatta Şekil 3.30b’de gösterildiği gibi bir görüntü içerisinde birden fazla nesne bulunabilir. Ancak geleneksel ESA mimarileri bir görselde aynı anda sadece bir sınıfa ait nesneyi tespit edebilmektedir. Bu sebeple içinde birden fazla sınıfa ait nesne bulunan görsellerde tek başına ESA mimarisi yeterli olmamaktadır. Görüntü işlemedeki bu sorunu giderebilmek için Girshick ve arkadaşları (2014) bölge önerilerini ESA mimarisiyle kombine ederek bir görüntü içerisinde birden çok nesne tespitini gerçekleştirebilen daha derin bir nesne tanıma algoritması geliştirmişlerdir. Önerdikleri bu metotta Bölgesel tabanlı ESA (B-ESA / Regions with CNN features, R-CNN) adını vermişlerdir (Girshick ve ark, 2014).

A-) Nesne Sınıflandırma

Kedi

**B-) Nesne Tespiti
(Sınıflandırma ve Konumlandırma)**

Sarı Kedi, Gri Kedi, Ördek, Köpek



Hira



Alper, Nurten, Hira, Ebru, Cengiz

Şekil 3.30. (A) Sınıflandırma için resimdeki nesnenin tahmini yapılırken **(B)** Tespit işleminde görüntüdeki bütün nesnelerin yerleri ve sınıfı tespit edilmeye çalışılırken (Kalbande,2020).

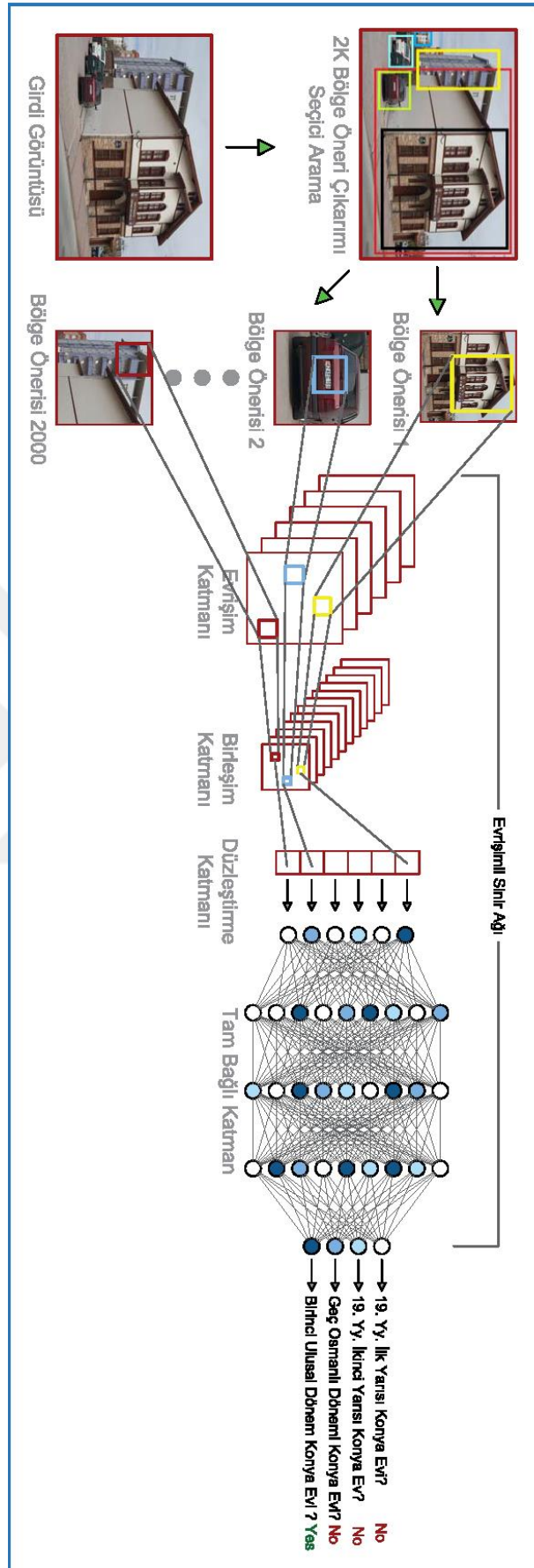
B-ESA'nın amacı bir giriş görüntüsünde bulunan çeşitli nesnelerin lokasyonlarını ve sınıflarını belirlemektir. Nesnelerin görüntü içerisindeki lokasyonu kendisini çerçeveleyen sınırlayıcı dikdörtgen kutularla (bounding box) gösterilmektedir. B-ESA ile birlikte görüntülerin içerisinde bulunan nesnelerin lokasyonunu belirten dikdörtgen kutular sayesinde sıradan ESA'ların ürettikleri sınıflandırma işlemi, bir nesne tespit işlemine evrilmiştir. B-ESA'nın çıktıları şekil 3.31.'da görüldüğü gibi sınırlayıcı kutular ve bu kutuların ilgili nesne sınıflarına ait olma olasılıklarıdır.



Şekil 3.31. B-ESA ile elde edilmiş çıkış görüntüsü (Rosebrock, 2018)

B-ESA mimarisi temel olarak dört bölümden oluşmaktadır. Birinci bölümde girdi verisi olan görüntüler alınır. İkinci bölümde girdi verisi üzerinden nesne ihtimali yüksek olan bölge önerileri seçilir. Üçüncü bölümde her bir bölge önerisi ayrı birer ESA modeline sunulur. Son bölümde ise ESA çıktıları üzerinden iyi bir sınıflandırıcı olan Destek Vektör Makinesi (SVM) kullanılarak nesnelerin sınıfı, regresyon metotları kullanılarak ise nesnelerin sınırlayıcı kutuları yani lokasyonları belirlenir (Şekil 3.32).

Girshick ve arkadaşları çalışmalarında bölge öneri yöntemi için seçici arama (Selective Search) metodunu kullanmışlardır (Uijlings ve Ark, 2013; Girshick, 2014).



Şekil 3.32. B-ESA Mimarisi

3.7.1. Seçici arama metodu

Seçici Arama; görsellerde tespit edilmesi gereken nesnelerin yakalanması için kullanılan bir metottur. Küçükten büyüğe ilerleyen bir hiyerarşi içinde çalışan Seçici Arama metodunda ilk olarak nesne olma ihtimali içeren küçük bölgeler belirlenir. İlk bölge önerisinde 2000 adet öneri ESA mimarisine sunulur. Daha sonra bu önerilerden birbirine benzer olan bölgeler Maksimum olmayanın bastırılması işlemi sayesinde birleştirilir ve daha büyük boyutta bir bölge önerisi haline getirilir. Bu işlem tekrarlı (iterasyon) olarak devam eder. Her tekrarda nesnelere ait öneriler bir nevi kümelenilerek daha büyük bölgeler ortaya çıkartılır (Şekil 3.33).

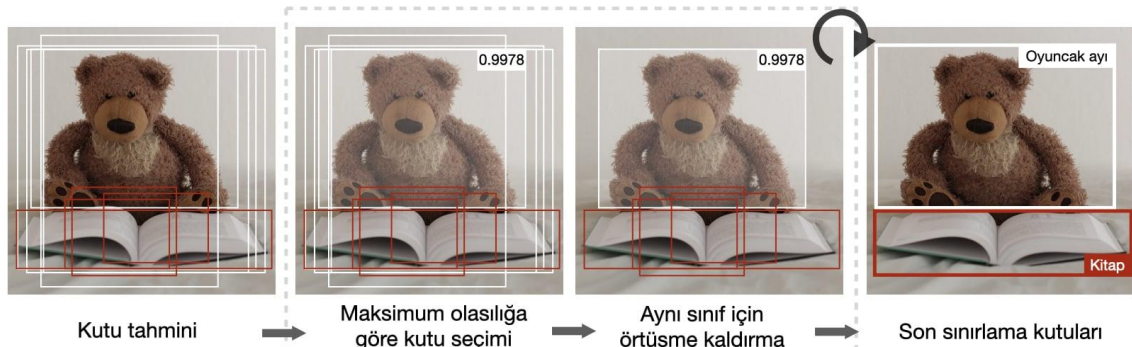


Şekil 3.33. Seçici Arama Metodu (Uijlings ve Ark, 2013)

3.7.1.1. Maksimum olmayanın bastırılması işlemi

Verilen görseller üzerinde her ne kadar seçici arama metoduyla 2000 adet bölge önerisi ortaya çıksa da bunların hepsi kullanılmamaktadır. Görüntünün içindeki nesneleri en doğru şekilde tanımlayan sınırlayıcı kutuları belirlemek için maksimum olmayanın bastırılması “Non-Max Supression” tekniği kullanılır. Maksimum olmayanın bastırılması işlemi bölge önerisi olarak sunulan sınırlayıcı kutulardan, Kesişimin birleşime oranı “Intersection Over Union (IoU)” 0.5’ten büyük olan önerileri tercih edilerek kullanılması, IoU oranı 0.5’ten küçük olanların bastırılması işlemine dayanır.

Eğer aynı nesne için birden fazla IoU skoru 0.5'ten büyük ve üst üste binen sınırlayıcı kutu varsa içlerinde en yüksek IoU skoruna sahip olan sınırlayıcı kutu baz alınır ve öneri olarak kullanılır (Şekil 3.34).



Şekil 3.34. Maksimum Olmayanın Bastırılması Tekniği (Amidi ve Amidi, 2020)

3.7.1.2. Kesişimin birleşime oranı işlemi

Kesişimin birleşime oranı (Intersection Over Union), Tahmini bir sınırlayıcı kutunun (bounding box) ne kadar doğru konumlandırıldığını ölçmeyi sağlayan bir metottur. Kesişimin birleşime oranı (IoU) için bir nevi sınırlayıcı kutuların doğruluk değeri denilebilir. Veri seti oluşturulurken doğrulama kümesi içinde etiketlenmiş görüntüler bulunmaktadır. Bu etiketlenmiş görüntülerin sınırlayıcı kutu değerlerine kesin referans (ground truth) denilmektedir. Kesin referans ile nesne tespit modelinin tahmini sonucu oluşan sınırlayıcı kutu arasında oluşan farklılık ya da uyum jaccard indeksiyle ölçülür. Jaccard indeksi; kesin referans ile nesne tespit algoritmasının eğitiminde tahmin sonucu oluşan sınırlayıcı kutunun birbirleriyle kesiştikleri alanların (intersection) birbirleriyle birleşim (union) alanına bölümüdür (Şekil 3.35). Bu hesaplama sonucunda ortaya bir IoU değeri çıkar. Matematiksel olarak bu işlem şu şekilde gösterilmektedir;

$$IoU = \text{Tahmin edilen alan ve gerçek alanın kesişimi (intersection)} / \text{Tahmin edilen alan ve gerçek alanın birleşimi (union)} = (y \cap \bar{y}) / (y \cup \bar{y})$$



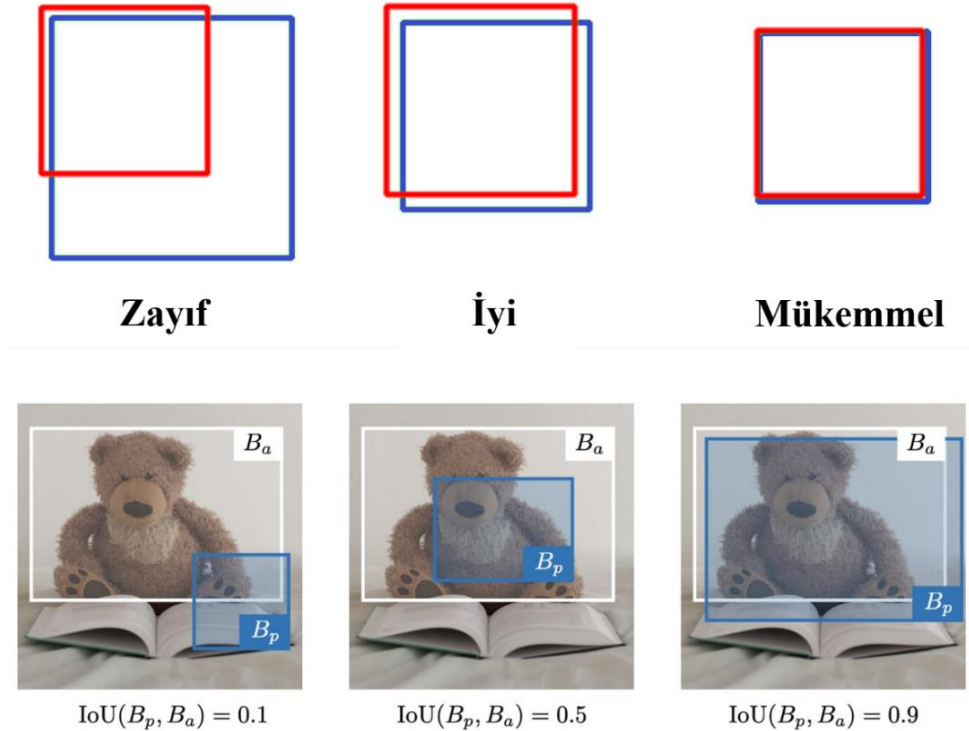
Şekil 3.35. Kesişimin Birleşime Oranı

IoU sonucu oluşan 0 ile 1 arasındaki değer Sınırlayıcı Kutu (bounding box) tahmininin doğruluğunu göstermektedir. IoU eğer 1 ise çok iyi, 0 ise kesişim alanı bile yok anlamına gelmektedir. Ancak neredeyse hiçbir zaman tam olarak 1 değerine ulaşamaz. Ayrıca $\text{IoU} > 0.5$ değeri altında kalan sınırlayıcı kutular bastırılarak sistemde göz ardı edilir. IoU skorları;

$\text{IoU} > 0.5$ “iyi”,

$\text{IoU} > 0.7$ “oldukça iyi”,

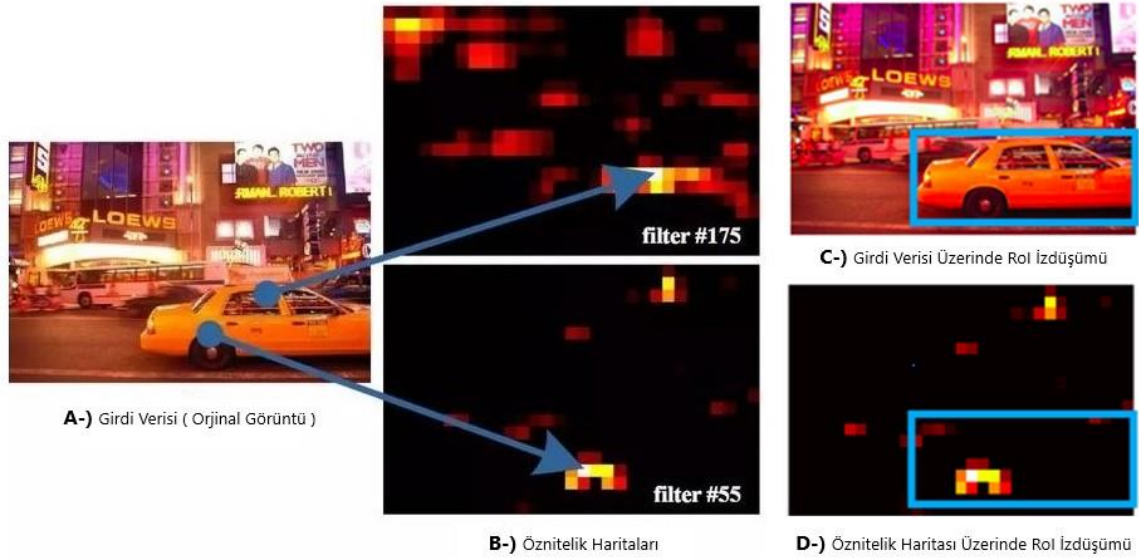
$\text{IoU} > 0.9$ “neredeyse mükemmel” şeklinde değerlendirilebilir (Şekil 3.36).



Şekil 3.36. IoU Skorları ve Sınırlayıcı Kutunun Doğruluğu (Amidi ve Amidi, 2020)

3.8.1. İlgilenilen bölge izdüşümü

Hızlı B-ESA yaklaşımında, orijinal görüntü üzerinde üretilen bölge önerileri, son evrişim katmanının öznitelik haritası üzerine yansıtılır (Şekil 3.38).



Şekil 3.38. ROI İzdüşümü (Hui, 2017)

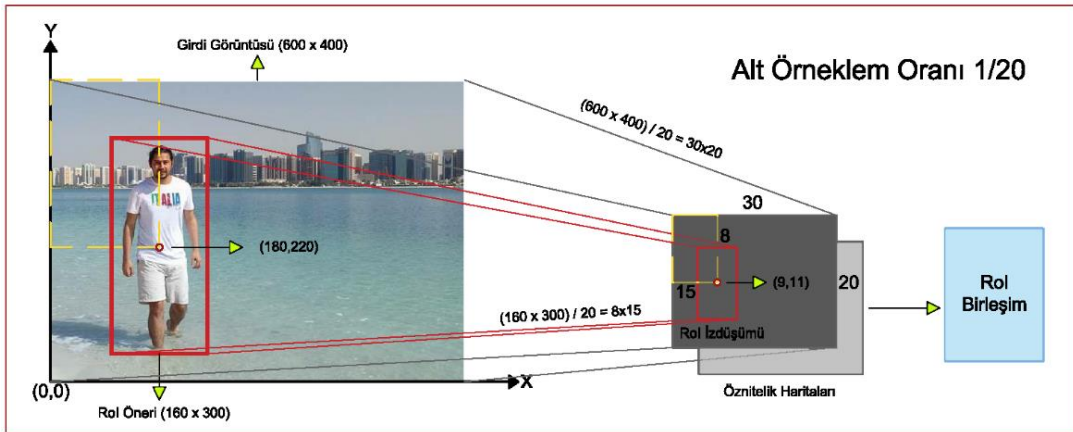
Orijinal görüntü ile öznitelik haritasının farklı boyutlarda olduğunu göz önüne alındığı zaman, orijinal görüntü üzerinde tespit edilen ROI önerilerinin, boyutu indirgenmiş öznitelik haritasındaki konumlarının tespit edilmesi gerekmektedir. Bu tespit işlemi alt örnekleme oranının hesaplanmasıyla gerçekleşmektedir. Alt örnekleme oranı sisteme girdi verisi olarak verilen orijinal fotoğrafın piksel boyutunun, son evrişim katmanından alınan öznitelik haritasının piksel boyutuna oranıdır. Hesaplanan alt örnekleme oranı ile ROI İzdüşümü tespit edilir (Şekil 3.40).

Örneğin 600x400 boyutunda bir girdi görüntüsünün 30x20 boyutunda öznitelik haritası olsun. 160x300 boyutunda bir bölge önerimiz bulunsun (Şekil 3.40). Bu durumda;

Alt örnekleme oranı = $30/600 = 1/20$ olacaktır. Aynı şekilde,

Yeni sınırlayıcı kutu koordinatları = $(160 / 20, 300 / 20) = (8,15)$ ve

Yeni sınırlayıcı kutu merkezi = $(180 / 20, 220 / 20) = (9,11)$ olacaktır.

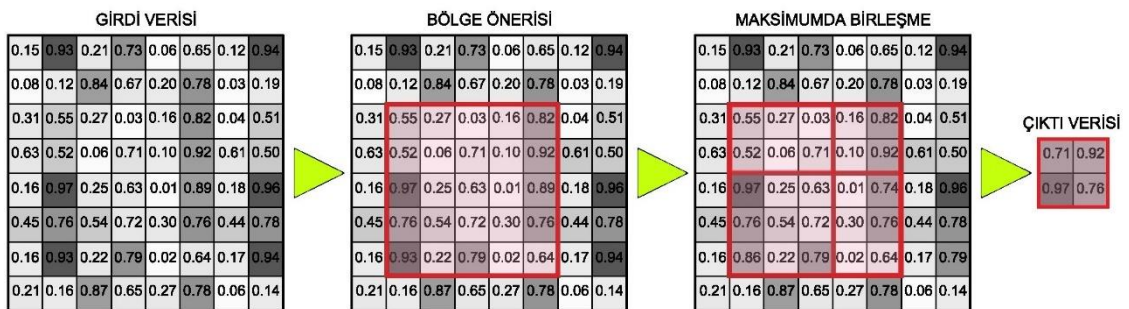


Şekil 3.40. RoI İzdüşüm işlemi

Öznitelik haritası üzerine yansıtılan bölge önerileri daha sonra ROI birleşim tarafından tek boyuta indirgenir.

3.8.2. İlgiilenilen bölge (RoI) birleşimi

Nesne ilk aşamada tespit edilmediğinde herhangi bir aşamada sınıflandırılmayacaktır. Bu yüzden genellikle çok sayıda bölge önerisi oluşturulmaktadır. Girdi görüntüsünde ilgiilenilen her bölge, alt örneklendirme oranına göre hesaplamalar yapılarak öznitelik haritasına yansıtılır.



Şekil 3.41. RoI Birleştirme İşlemi

8x8 piksel boyutunda bir girdi görüntüsünün üzerinde 5x5 piksel boyutunda ilgiilenilen bölge izdüşümü önerilebilir. 5x5 piksel boyutundaki ilgiilenilen bölge izdüşümünün üzerinde birleşim katmanı uygulanmak istendiği zaman birleşim katmanının eşit bir bölünme sağlayamadığı görülmektedir. Bu gibi durumlarda ROI birleşim metottu uygulanmaktadır. RoI birleşim metottu 5x5 piksellik bir alanı 3x2, 2x2 ve 3x3 olacak şekilde ayırarak birleşim işlemi gerçekleştirebilmektedir. (Şekil 3.41).

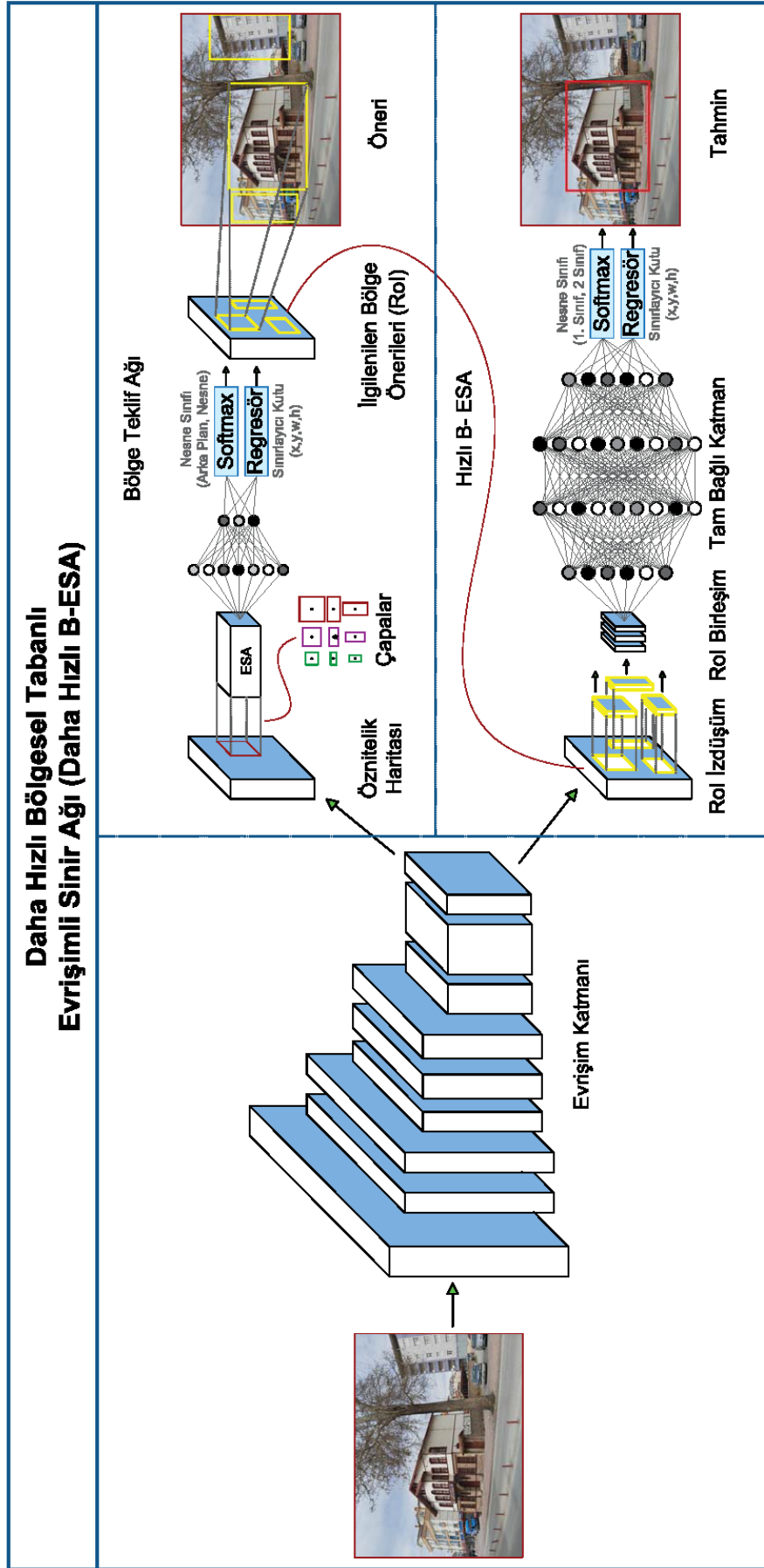
3.9. Daha Hızlı Bölgesel Tabanlı Evrişimli Sinir Ağı (Daha Hızlı B-ESA)

Daha Hızlı B-ESA (Faster R-CNN) mimarisi kendisinden önce geliştirilen Hızlı B-ESA (Fast R-CNN) mimarisinin (Girshick, 2015) sergilediği karmaşık eğitim hattını iyileştirmek ve dezavantajlarının ortadan kaldırılmasına yönelik tasarlanmıştır (Ren ve ark., 2017). Günümüzde nesne tespit çalışmalarında neredeyse standart haline gelmiş oldukça sık kullanılan bir ESA mimarisidir.

Daha Hızlı B-ESA (Faster R-CNN) mimarisinin Hızlı B-ESA (Fast R-CNN) mimarisinden ana farklılığı; Hızlı B-ESA da yer alan seçici arama metodu kullanımının tamamen terk edilip, Onun yerine hızlı bir ESA olan Bölge Teklif Ağı (BTA (Region Proposal Network-RPN)) algoritmasının kullanmasıdır. BTA'nın getirdiği en önemli yenilik, doğrudan örnekleme katmanına bağlanılabilmesidir. Böylece Daha Hızlı B-ESA kullanıcılara görüntülerde nesne tespitini gerçekleştirmek için baştan sona (end-to-end) eğitilmesi olanaklı hale gelmiş güçlü bir çalışma ortamı sunar (Ren ve ark., 2017).

Temel olarak Daha Hızlı B-ESA modeli, BTA (Ren ve ark., 2017) ile nesnelerin tespit ağı olarak kullanılan Hızlı B-ESA'nın (Girshick, 2015) birleştirilmiş hali olarak 2 ağıdan oluşmaktadır (Şekil 3.42).

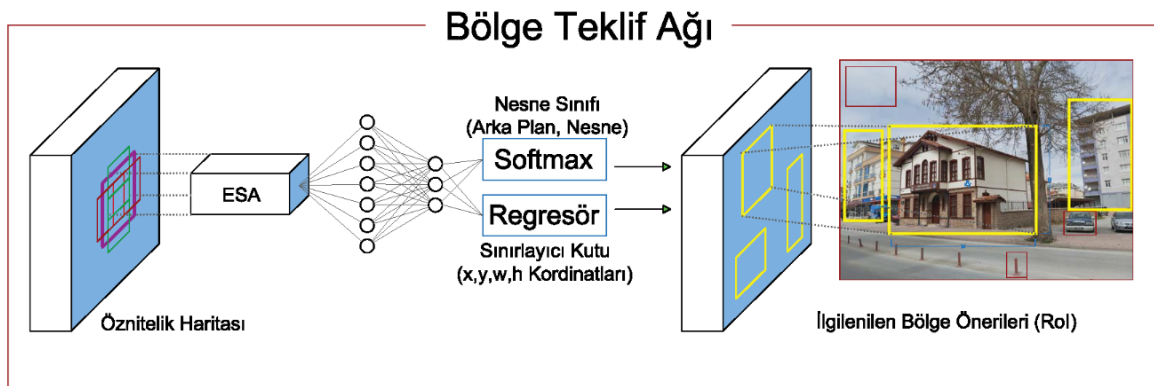
Hızlı B-ESA yöntemine, bölgeleri daha yüksek doğrulukta ve hızda önerebilen BTA'nın eklenmesiyle Daha Hızlı B-ESA yöntemi geliştirilmiş ve kendinden önceki tüm modellerden daha hızlı ve doğru sonuçlar elde edilmiştir. BTA'da üretilen çıktı verileri Daha Hızlı B-ESA'nın 2. ağı olan Hızlı B-ESA ağına katılır. Hızlı B-ESA da önce tam bağlı katmana alınan veriler işlendikten sonra son katman olan tahmin katmanına gönderilir. Tahmin katmanında iki çıkış bulunmaktadır. Bunlardan ilki Softmax sınıflayıcı çıkışı diğeri ise tespit edilen bölgenin tespit edilme doğruluğunu veren regresyon çıkışıdır (Yang ve ark., 2017; Cömert ve ark., 2019; Huang ve ark., 2019).



Şekil 3.42. Daha Hızlı B-ESA yapısı

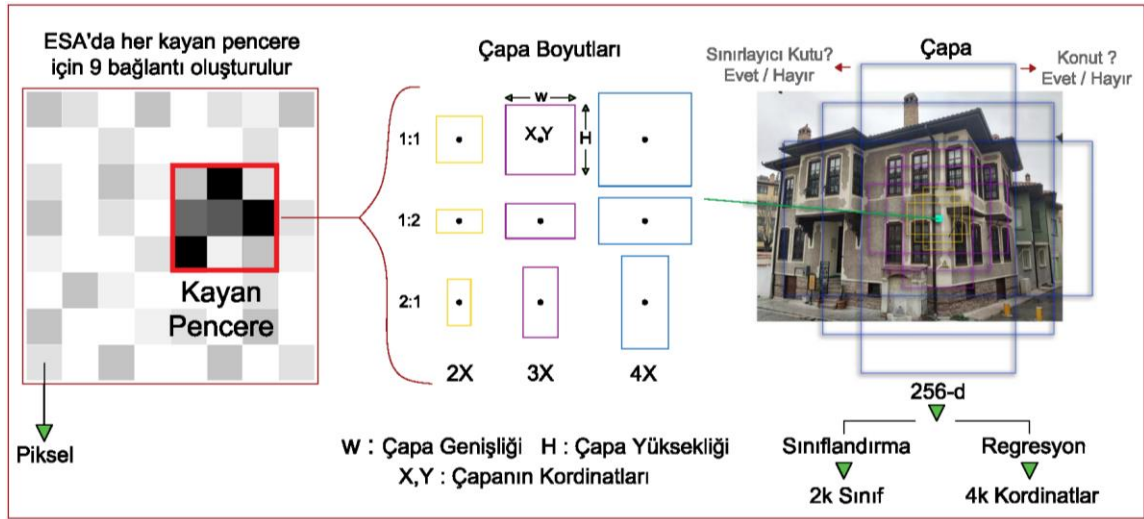
Bölge teklif ağı (BTA)

Bölge Teklif Ağı (BTA) kendi içinde uzmanlaşmış ve benzersiz bir ESA olup Daha hızlı ESA mimarisinin omurgasını oluşturan 2 ağıdan biridir. BTA (RPN) Shaoqing Ren ve arkadaşları tarafından "*Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks*" başlıklı çok popüler bir makalede önerilmiştir (Ren ve ark, 2017). BTA'nın amacı, Daha Hızlı ESA'nın öznitelik haritası içinde tanımlanabilen birden çok nesne için bölge önerileri üretmektedir.



Şekil 3.43. Bölge Teklif Ağı (BTA)

Bölge önerilerini üretebilmek için BTA öncelikle daha hızlı ESA'nın son evrişim katmanında üretilen öznitelik haritalarını girdi olarak alır. Girdi olarak kullandığı öznitelik haritası üzerinde, 3×3 filtre kullanılarak 256 kanallı bir evrişimin bağlanmasıyla gerçekleştirilir. Bölgesel teklif ağında, görüntü üzerinde kayan bir pencere (Sliding Window) oluşturulur. Kayan pencerenin merkez noktası üzerinde bulunan, çapa (anchor) adı verilen boyutları belirli sınırlayıcı kutular bulunur. Bu kutular nesnelerin tespiti ve lokasyonun belirlenebilmesi için kullanılır. Çapalar, Daha Hızlı B-ESA algoritmasında önemli bir rol üstlenir (Körez, 2020). Daha Hızlı B-ESA'da standart olarak farklı ölçek ve boyutta 9 çapa bulunmaktadır (Örneğin: En boy oranı: 1:2,1:1,2:1, ölçek: 64x64,128x128,256x256) (Şekil 3.44). Ancak farklı mimarilerde farklı sayıda çapa kullanılabilir. K sayısı çapa sayısını ifade eder. Bölgesel teklif ağında farklı ölçek ve boyuttaki bu çapalar görüntü üzerinde dolaştırılarak nesne içerebilecek bölgeler tespit edilir (Ren ve ark, 2017).



Şekil 3.44. Çapalar

Her bir çapadan alınan veriler nesnenin sınıfı ve lokasyonunu tahmin etmeye yarayan tahmin katmanına iletilir. BTA'nın Tahmin katmanında çapraz entropi kullanılan klasik bir sınıflandırıcı bir de L1 kayıp fonksiyonu kullanılan regresörü vardır. Sınıflandırıcı, bir teklifin hedef nesneye sahip olma olasılığını, regresör tekliflerin koordinatlarını belirler. Bu yüzden çapa sayısının 2 katı sınıf tahmini (nesne vardır ya da yoktur), 4 katıda çapanın koordinat verisi bulunur (çapanın genişliği, yüksekliği ve merkez noktasının x ve y koordinatları) (Şekil 3.44).

Şekil 3.44'de belirtildiği gibi, ESA'dan alınan öznitelik haritasını üzerindeki her bir konum için k tane çapa uygulanır, her bir lokasyon için 4k (bx,by, bh,bw) koordinat ve 2k (pc) sınıf üretir. Bölgesel teklif ağında (BTA) çapaların farklı boyutlara sahip olması nedeniyle çıktı değerleri aynı boyutta (sabit) değildir. Ancak nesne tespit için kullanılan Hızlı B-ESA ağında (BTA'nın çıkışı) girişi sabit boyuttaki veriler analiz edilebilir. İki ağ arasındaki boyut uyumsuzluğunu gidermek için İlgilenilen Bölge Birleşim (RoI Pooling) tekniği kullanılır. İlgilenilen Bölge Birleşimin (İBB) yardımıyla boyutları farklı olan bölge önerilerinin boyutları öznitelik haritasına karşılık gelen boyuta eşitlenir (Körez, 2020).

Önerilen bölgelerin sınıf ve lokasyon değerleri, İBB katmanı ile Hızlı B-ESA'nın öznitelik haritaları üzerinde aktarılır (Quan ve ark., 2019). Aktarılan bilgiler tam bağlı katmanda öznitelik çıkarımı için kullanılır. Daha sonrasında softmax sınıflandırıcı ve regresöre iletilen bilgiler ışığında Hızlı B-ESA mimarisinde bir nesne tespit (sınıflandırma ve konumunu bulma) işlemi gerçekleştirir.

4. FARKLI DÖNEMLERE AİT GELENEKSEL KONYA EVLERİNİN DÖNEM TESPİTİNE YÖNELİK BİR YÖNTEM ÖNERİSİ

4.1. Veri Hazırlama ve Deneysel Ortam

Tez çalışmasında kullanılmak üzere oluşturulan Daha Hızlı B-ESA tabanlı algoritmanın eğitimi için 4 farklı döneme ait 80 geleneksel Konya evinden 448 görüntü derlenmiştir (Ek 1 ve Ek 2). 448 görüntünün 156 tanesi kamuya açık kaynaklardan, 292 tanesi saha çalışmasından elde edilmiştir. Saha çalışmasında 64 Mp çözünürlüklü 5.43 mm F/1.89 diyafram açıklığına sahip dijital bir fotoğraf makinesi kullanılarak 4624×3472 piksel boyutlarında 72 dpi özelliklere sahip RGB formatında görüntüler elde edilmiştir. Eğitimin daha iyi sonuçlar verebilmesi için fotoğraf çekimleri her yapı için farklı açı, uzaklık ve dönemlerde (yaz, kış, gün ortası, gün batımı vb.) gerçekleştirilmiştir. Bu sayede algoritmanın farklı koşullar altındaki nesne tespit kabiliyeti arttırılmış ve daha doğru çıkarımlar yapabilmesi desteklenmiştir. Derlenen 448 görüntüden her döneme ait rastgele seçilmiş 100'er görüntü LabelMe programı kullanılarak mimari dönemlerine göre etiketlenmiş kalan 48 görüntü etiketlenmeden algoritmanın test aşamasında kullanmak için ayrılmıştır. Algoritmanın sınıflandırmadaki başarı oranını arttırmak için dönemlere ait eşit sayıda etiketli görüntü kullanılmıştır.

Bir sonraki aşamada, LabelMe programıyla etiketlenmesi tamamlanan görüntüler “Json” formatına dönüştürülerek %80’ni algoritmanın eğitim klasörünü, %20’si doğrulama klasörünü oluşturmak için kullanılmıştır (Şekil 4.9). Oluşturulan eğitim ve doğrulama veri setleri COCO formatına dönüştürülerek algoritmanın kullanımına hazır hale getirilmiştir.

Algoritmanın ana mimarisinde Daha Hızlı B-ESA kullanılmış olup omurgasında (backbone) ResNet-101 tercih edilmiştir. ResNet-101, 101 katman derinliğinde evrişimli bir yapay sinir ağından oluşmaktadır. Bu ağ ImageNet veri tabanında bir milyondan fazla görüntü üzerinde eğitilmiştir. Böylece ResNet-101 ağı birçok farklı görüntü sınıfı için zengin özellik temsillerini öğrenmiştir (Burgaz, 2020). Ayrıca ResNet101’de derinlik artmasına rağmen bozulma problemi görülmemektedir (He ve ark., 2016).

Algoritma Python programlama dili ile yazılmış olup, eğitim aşamasında küme boyutu (batch size) için 8, momentum katsayısı (momentum coefficient) için 0.8 ve öğrenme hızı (learning rate) için 0.00025 değerleri belirlenmiştir. Küme boyutu, momentum katsayısı ve öğrenme hızı algoritmanın tasarımında kullanılan hiper parametrelerdir. Küme boyutu; algoritmanın aynı anda kaç veriyi inceleyeceğinin belirtilmesidir. Küme boyutunun küçük seçilmesi bellek ihtiyacını ve ezberlemeyi azaltan bir iyileştirme olarak kullanılır. Öğrenme hızı ve momentum katsayısı, geri yayılım algoritmasının sinir ağını ne kadar etkili eğittiğini kontrol eden çok önemli iki parametredir. Öğrenme hızı, bir ağı parametrelerini ne kadar hızlı güncellediğini tanımlamaktadır. Öğrenme hızının çok küçük olması başarıyı artırmanın yansıya eğitimin yavaş olmasına neden olurken, çok büyük bir değer olması da eğitimin hızlı olmasının yansıya kayıp fonksiyonunda minimum seviyeye yaklaşmayı zorlaştırır. Yapılan teorik araştırmalar neticesinde tez çalışmasında önerdiğimiz algorithma kullanılan hiper parametre değerleri algoritmanın en efektif sonucu vereceği şekilde belirlenmeye çalışılmıştır.

Son aşamada ise Tensorflow framework’de algoritma eğitilmiştir. TensorFlow makine öğrenimi ve derin sinir ağı araştırmaları yapmak için Google Brain Machine tarafından geliştirilen, 2015 yılından beri kullanıcıların kullanımına açılmış ücretsiz ve açık kaynaklı bir yazılım kütüphanesidir. Birçok programlama dilinde kullanılabilir olduğundan dolayı yazılım geliştiricilerin rahat bir şekilde kullanmasına olanak sağlamaktadır. Bu sebeple derin öğrenme çalışmalarında en çok kullanılan ve tercih edilen framework’tür.

Algoritmanın eğitim ve test aşamalarını hızlandırmak için çalışma kapsamında NVidia GeForce GTX 1060 GPU ekran kartına sahip bir bilgisayar kullanılmıştır. Grafik işleme birimi (GPU), esas olarak görüntüleri işlemek için hızlı matematiksel hesaplamalar yapabilen bir bilgisayar çipidir.

Algoritma için en yüksek 10.000 iterasyon adımı denenmiş olup eğitim 3 saat 22 dakikada tamamlanmıştır. Eğitimi tamamlanan algoritmanın test aşamasında geleneksel Konya evlerinin 4 farklı dönemine ait 12’şer görüntü kullanılmıştır. Test aşamasında kullanılan 48 görüntü her döneme ait iki, toplamda sekiz geleneksel Konya evinden derlenmiştir (4.1.1-4.1.8). Test aşamasında görüntüleri kullanılan geleneksel Konya evleri aşağıda ayrıntılı olarak açıklanmıştır (4.1.1-4.1.8).

4.1.1. Nakipoğlu Evi



Şekil 4.1. Nakipoğlu Evi (Ada: 20355, Parsel:14)

Tahmini Yapım Tarihi ve Dönemi

19. Yy. İlk Yarısı

Yapının Konumu

Nakipoğlu Mahallesi Seyit İbrahim Sokak. No: 10 Karatay/KONYA



Harita 4.1. Nakipoğlu Evi konumu

Yapım Tekniği ve Malzemesi

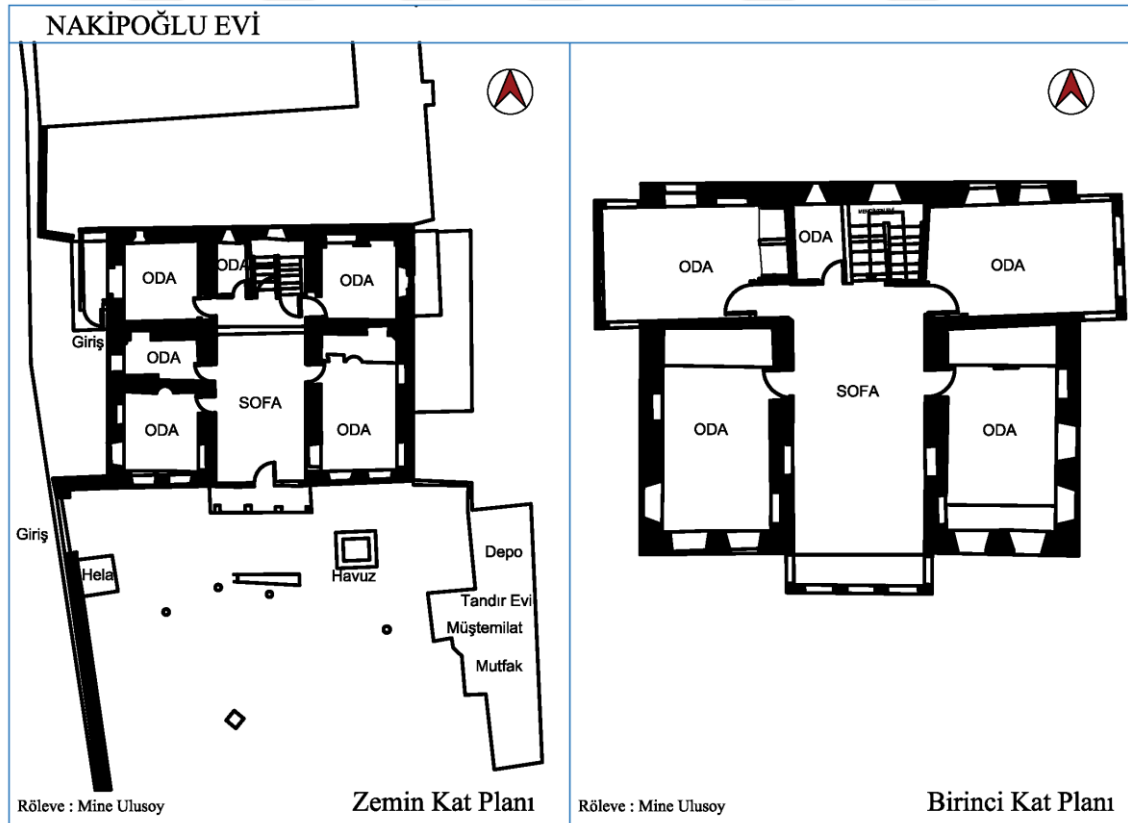
Ana yapı ve müştemilatın taşıyıcı dış duvarları su basman seviyesine kadar moloz taşla örülmüştür. Su basman seviyesi üzerindeki duvarlar ve taşıyıcı olmayan duvarlar kerpiç malzeme ile örülmüş ve ahşap hatıllarda bağlayıcı unsur olarak kullanılmıştır.

Yapının Günümüzdeki Kullanımı

Harabe Durumda

Yapı Hakkında Genel Bilgiler

Konut avlu içinde dışa kapalı tasarlanmış olup hayata doğru yönlendirilmiştir. Yüksek bahçe duvarları hayatın içinin sokak cephesinden görülmesini engellemektedir. Yapının günümüzde üç giriş kapısı bulunmaktadır. Batıdaki sokak cephesinden hem ana yapıya hem de hayata açılan birer giriş muhdes eklentidir. Geleneksel Hayatta; mutfak, çarşhane, hela, tandır kuyusu, tulumbası ve ahırlar yer almaktadır (Çizim 4.1). Konutun geleneksel hariciyesi vardır ancak günümüze ulaşamamıştır. Yapı zemin ve birinci kat olarak iki katlı planlanmıştır. Konut iç sofalı plan şemasında tasarlanmıştır. Odaların içinde yüklük, çiçeklik, ağzıaçık, gusülhane ve gömme dolaplar bulunur. Yapıda ahşap elemanlar herhangi bir süsleme olmadan yalın halde bırakılmıştır (Ulusoy, 1992). Yapının cepheleri süslemelerden uzak, oldukça sade planlanmıştır. Cepheler kerpiç sıva ile örtülüdür. Konutta üç adet çıkma bulunmaktadır. Güney cephedeki sofa çıkması ile doğu ve batıdaki oda çıkmaları tek yönlü ve üç cephelidir (Çizim 4.1). Oda çıkmaları ahşap eli böğründeler ile, Sofa çıkması ahşap sütunlarla taşınmaktadır. Yapıda kullanılan Ahşap kasalı pencereler sade alınlıksız yapılmıştır.



Çizim 4.1. Nakipoğlu Evi Zemin Kat ve Birinci Kat Planı

4.1.2. Hasip Dede Evi



Şekil 4.2. Hasip Dede Evi (Ada: 456, Parsel:186)

Tahmini Yapım Tarihi ve Dönemi

19. Yy. İlk Yarısı

Yapının Konumu

Ferhuniye Mahallesi Başarabey Sokak No:9 Selçuklu/KONYA



Harita 4.2. Hasip Dede Evi konumu

Yapım Tekniği ve Malzemesi

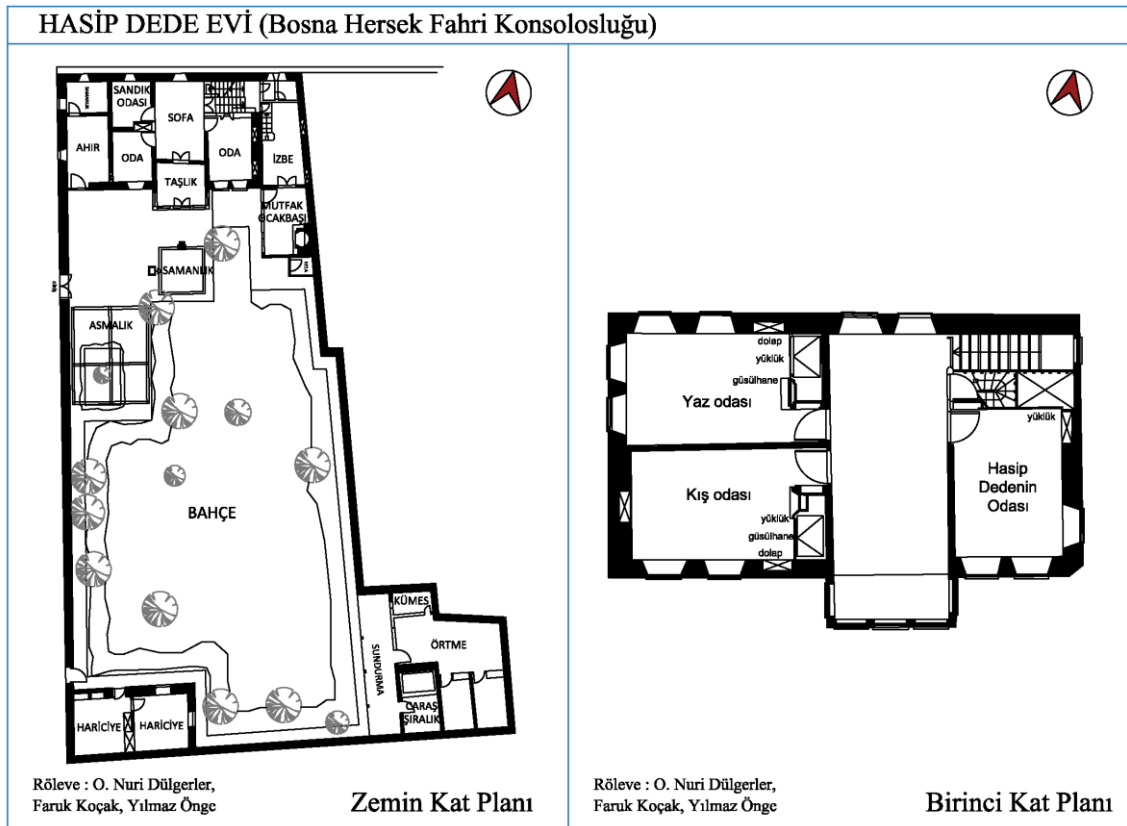
Ana yapı ve müştemilat su basman seviyesine kadar moloz taşla örülmüştür. Yapının cephe duvarları yığma tekniğinde kerpiç malzeme kullanılarak ahşap hatıllarla bağlanmıştır.

Yapının Günümüzdeki Kullanımı

Bosna Hersek Konsoloslugu

Yapı Hakkında Genel Bilgiler

Konutu çevreleyen bahçe duvarları tüm parseli dolandıktan sonra evin beden duvarlarıyla birleşmektedir. Konut dört cephesini dönen yüksek avlu duvarları sayesinde kendi içine dönük, dışa kapalı tasarlanmıştır. Yapının ana giriş kapısı Hayat'a açılmaktadır. Bahçesinde mutfak, tandır, hela, çarşaf, örtme ve kümese yer verilmiştir. Orijinal plan şemasında bahçe içinde iki odadan oluşan Hariciye, bağımsız bir bölüm olarak güneybatı köşeye inşa edilmiştir (Çizim 4.2). Ancak günümüzde hariciyesi yıkılmıştır. Konut zemin ve birinci kat olarak iki katlı inşa edilmiştir. Odalarında yüklük, çiçeklik, gusülhane ve ahşap dolaplar bulunur. Konutun cepheleri oldukça sade tasarlanmış estetik kaygı tezyinle değil yapısal formla verilmeye çalışılmıştır. Birinci katta hayata yönelmiş sofa çıkması hakimdir. Üç yönlü ve üç cepheli çıkma iki adet ahşap direğin üzerine oturmaktadır (Çizim 4.2). Kuzeyde bulunan sokak cephesi zemin kat pencereleri küçük ve dar tutulmuştur. 1985 yılında Konya Belediyesi'nce kamulaştırılarak O.N. Dülgerler tarafından restore edilmiştir (Karpuz, 2009).



Çizim 4.2. Hasip Dede Evi Zemin Kat ve Birinci Kat Planı

4.1.3. Kazım-Nesibe Büyükşalvarcı Evi



Şekil 4.3. Kazım-Nesibe Büyükşalvarcı Evi (Ada: 21462, Parsel:34)

Tahmini Yapım Tarihi ve Dönemi

19. Yy. İkinci Yarısı

Yapının Konumu

Nakipoğlu Mahallesi Bağ Evliya Sokak No:27 Karatay/Konya



Harita 4.3. Kazım-Nesibe Büyükşalvarcı Evi konumu

Yapım Tekniği ve Malzemesi

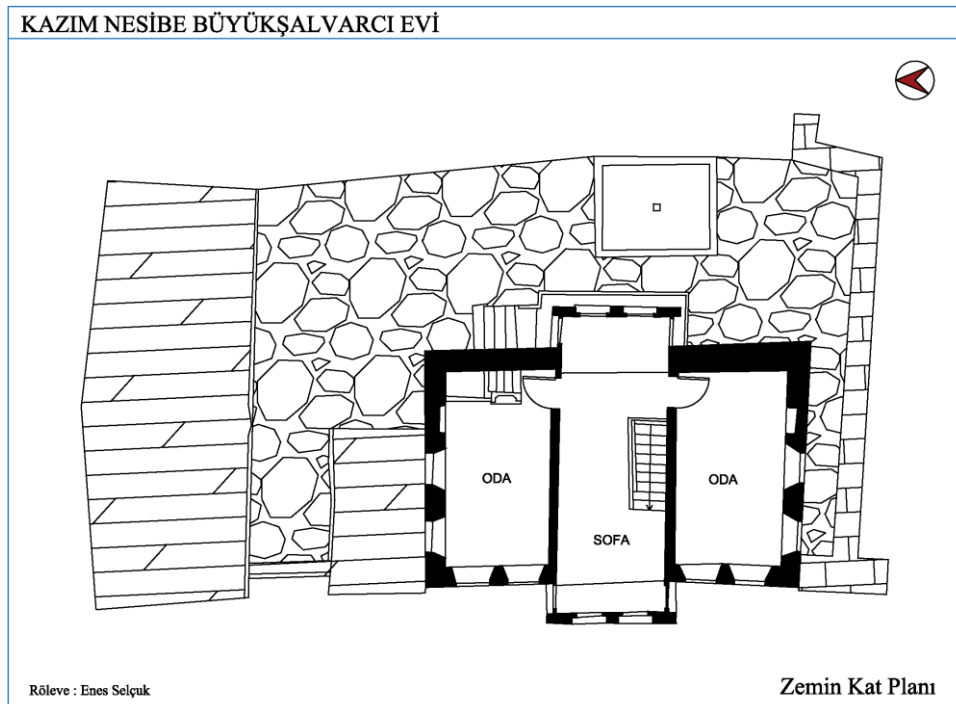
Yapı kerpiç malzemeyle yığma olarak yapılmıştır. Bodrum kat subasman kotu seviyesine kadar moloz taşlar ile yığma tekniğinde inşa edilmiştir. Üst katların duvarlarında kerpiç malzeme yine yığma tekniğinde kullanılmıştır.

Yapının Günümüzdeki Kullanımı

Konut olarak kullanılmaktadır.

Yapı Hakkında Genel Bilgiler

Konutun bahçe duvarları tüm parseli dolandıktan sonra batı cephesinde yapının beden duvarıyla birleşmektedir. Konutun hem hayata açılan girişleri hem de doğrudan sokak ile irtibatlı bir girişi bulunmaktadır. Hayat içerisinde müstemilat, mutfak, tuvalet, tandır ve havuza yer verilmiştir. Yapı bodrum katla birlikte üç katlı inşa edilmiştir. Konut zemin ve birinci katta iç sofalı olarak tasarlanmıştır. Sofaların her iki yanında birer adet oda yer almaktadır (Çizim 4.3). Odalarda gusülhane yüklük, çiçeklik ve ağzı açık bulunmaktadır. Konutun cepheleri genel anlamda sade düzenlenmiş estetik kaygı süslemeden ziyade yapısal formda oluşturulmaya çalışılmıştır. Konutun doğu ve batı cephelerinde birer adet sofa çıkması görülmektedir (Çizim 4.3). Çıkımların her ikisi de tek yönlü ve üç cepheli tasarlanmıştır. Çıkımlar geometrik şekilli, volütlü konsollarla desteklenecek şekilde tasarlanmıştır. Konutun sokağa bakan cephesinin zemin katında küçük bir pencere, birinci katında ikişerli grup halinde toplam altı adet pencere bulunmaktadır. Pencerele düz alınlıklı tasarlanmıştır. Konutun pencere açıklıklarına bakıldığında zaman, konutun esas yöneliminin sokak cephesine doğru olduğu görülmektedir. Cephede sıva üzerine derz atılarak taklit kesme taş görüntüsü verilmeye çalışılmıştır. Konut içerisinde şebeke suyu bağlıdır. Konutun üstü Marsilya tipi kiremit kullanılarak kırma çatıyla örtülmüştür.



Çizim 4.3. Kazım-Nesibe Büyükşalvarcı Evi Birinci kat planı (Aygör,2015)

4.1.4. Karatay Belediyesi Evi



Şekil 4.4. Karatay Belediyesi Evi (Ada: 5204, Parsel:16)

Tahmini Yapım Tarihi ve Dönemi

19. Yy. İkinci Yarısı

Yapının Konumu

Akçeşme Mahallesi No:12 Karatay/Konya



Harita 4.4. Karatay Belediyesi Evi konumu

Yapım Tekniği ve Malzemesi

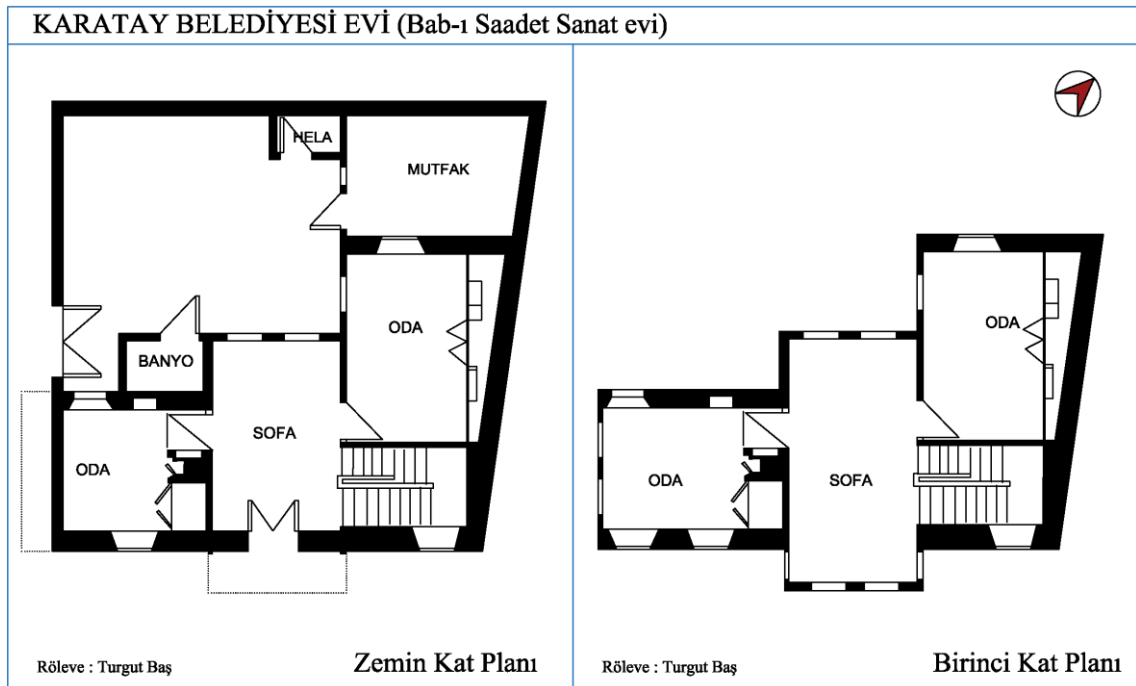
Konutun duvarları; bodrum kat seviyesine kadar moloz taş ile yığma tekniğinde, zemin ve birinci katta hımmış tekniğinde ahşap iskeletin arasına kerpiç malzeme doldurularak inşa edilmiştir. Konutun iç duvarlarında ve çıkmasında, bağdadi tekniği kullanılmıştır.

Yapının Günümüzdeki Kullanımı

Bab-ı Saadet Sanat evi olarak kullanılmaktadır.

Yapı Hakkında Genel Bilgiler

Köşe parselde yer alan konutun sokağa bakan güney ve batı cephesi hayat ve beden duvarlarıyla sınırlandırılmıştır (Şekil 4.4). Zemin katta iki adet giriş düzenlenmiştir (Çizim 4.4). Konutun ana girişi doğu cephesinde çift kanatlı bir kapı ile doğrudan sokaktan verilmiştir. Ayrıca güney cephede hayata açılan bir kapı vardır (Şekil 4.4). Geleneksel hayat oldukça küçüktür. Hayatta tandır, çarş ve ahır kısmı yoktur. Hayatın kuzeybatı köşesinde mutfak ve tuvalet bulunmaktadır (Çizim 4.4). Konut bodrum kat üzerine iki katlı inşa edilmiştir. Konut iç sofalı plan tipinde düzenlenmiştir. Zemin ve birinci kat sofasının iki yanında birer adet odaya yer verilmiştir. Odalar geleneksel tarzda, ağız açık, dolap, yüklük, çiçeklik ve gusülhaneli olup sedirde oturma düzeniyle tasarlanmıştır. Konutun cephesi süsleme bakımından sade olmasına rağmen oldukça hareketlidir. Evin üç adet çıkması vardır. Bunlardan 2 tanesi 1. kat sofasının batısı ve doğusunda oluşan çıkmalar, diğeri güney cephesindeki oda çıkmasıdır. Batıdaki sofa çıkması düz alınlıklıdır ve beden duvarlarından çıkan iki adet ahşap süslemeli konsol ile taşınmaktadır (Şekil 4.4). Cepheye hareketlilik katan başka bir unsur da pencerelerdir. Pencerelerin bütününe bakıldığında zaman asimetrik bir düzenleme hakimdir. Konutun üstü Marsilya tipi kiremit ile kaplı kırma çatı ile örtülüdür. Saçaklar ahşap kaplamalı olup, yapıdan, yaklaşık 50-65 cm. arasında değişen ölçülerde, dışarı doğru taşırılmıştır.



Çizim 4.4. Karatay Belediyesi Evi Zemin Kat ve Birinci Kat Planı (Aygör,2015)

4.1.5. Fahrettin Altay Paşa Evi



Şekil 4.5. Fahrettin Altay Paşa Evi (Ada: 452, Parsel:28)

Tahmini Yapım Tarihi ve Dönemi

20. Yy. İlk Çeyreği Geç Osmanlı Dönemi

Yapının Konumu

Hamidiye Mahallesi İnce Minare Sokak No: 2 Selçuklu/KONYA



Harita 4.5. Fahrettin Altay Paşa Evi konumu

Yapım Tekniği ve Malzemesi

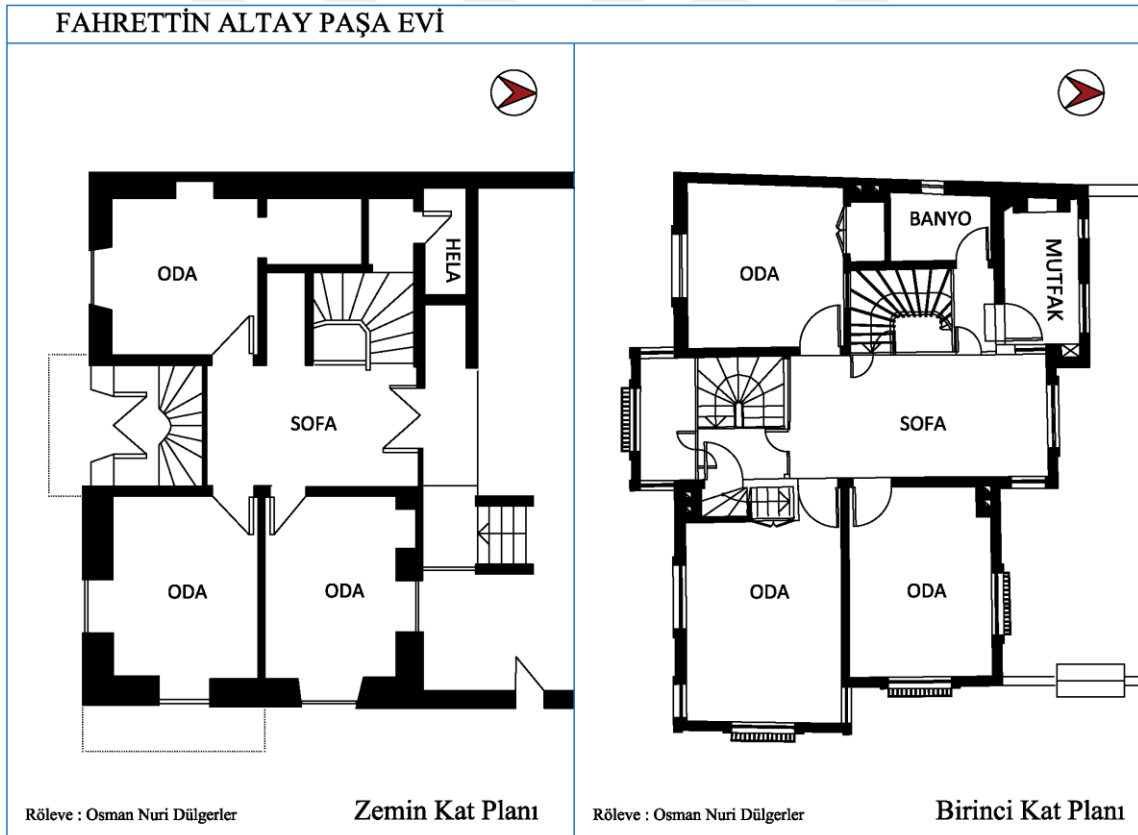
Konutun yapım sistemi; zemin kata kadar taş malzemeden yığma, zemin kat ve birinci katta kerpiç, ahşap hatıllarla beraber hımış tekniğinde kullanılmıştır. İç duvarlarda ve çıkmada bağdadi tekniği uygulanmıştır.

Yapının Günümüzdeki Kullanımı

Kültür Sanat Merkezi ve Halı Tamir Atölyesi olarak kullanılmaktadır.

Yapı Hakkında Genel Bilgiler

Konut, bodrum kat üzerine üç katlı planlanmıştır. Köşe parselde yer alan konutun güney ve batı yönünde bulunan iki sokağa cephesi vardır. Bu iki cephede iki ayrı giriş bulunmaktadır. Biri doğrudan sokağa açılan güneydeki ana giriş; diğeri ise konutun kuzeyindeki hayata açılan bahçe girişidir (Şekil 4.5). Geleneksek hayatı oldukça küçüktür, içerisinde tandır, çarış, ahır vb. müştemilat bölümleri ve hariciyesi yoktur (Çizim 4.5). Evin iç planlaması sade düzenlenmiş olup, mobilyalı kullanıma uygun tasarlanmıştır (Aygör, 2016). Odalarda çiçeklik, yüklük, ağzıaçık ile karşılaşılmaz. Ancak geleneksel gömme dolap bulunur. Konutun içinde hamam tasarlanmış olup sonraki dönemde plana banyo ilave edilmiştir (Çizim 4.5). Zemin katta tuvalet, birinci katta mutfak vardır (Aygör, 2005). Konutta şebeke suyu kullanımı mevcuttur. Konutun dört adet çıkması bulunmaktadır. Güney ve kuzey cephedeki çıkmlar sofa çıkması, Doğu cephesindeki çıkmanın biri oda çıkması diğeri çatı katına bulunan cihannümadır. Yapının sokak cephelerinde püskürtme sıva ile süslemeler yapılmış (Şekil 4.5).



Çizim 4.5. Fahrettin Altay Paşa Evi Zemin Kat ve Birinci Kat Planı (Aygör,2015)

4.1.6. Fahriye Büyükmatür Evi



Şekil 4.6. Fahriye Büyükmatür Evi (Ada: 22584, Parsel:1)

Tahmini Yapım Tarihi ve Dönemi

20. Yy. İlk Çeyreği Geç Osmanlı Dönemi

Yapının Konumu

Akçeşme Mahallesi Mengüç Caddesi No: 18 Karatay/KONYA



Harita 4.6. Fahriye Büyükmatür Evi

Yapım Tekniği ve Malzemesi

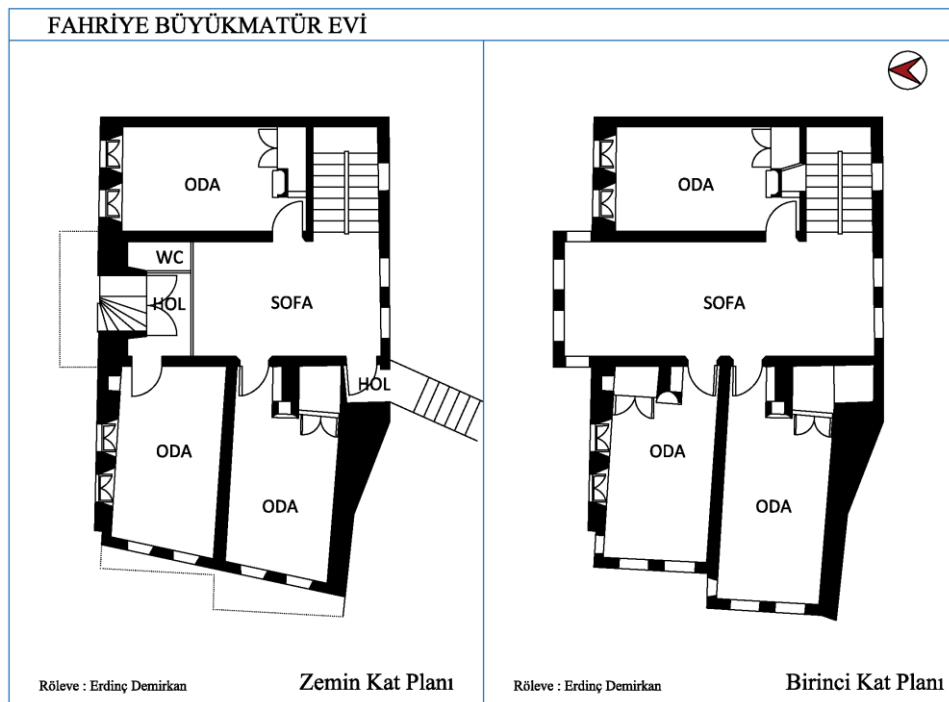
Konutun beden duvarları moloz taş malzemeden yığma, iç duvarlarında taş ve tuğla dolgu malzemesi hımış tekniğinde kullanılmıştır. Çıkmalarda ve ara bölmelerde bağdadi izlenmektedir. Müştemilat yapıları yığma tekniğinde kerpiç malzeme ile inşa edilmiştir.

Yapının Günümüzdeki Kullanımı

İsmail Kaya Eğitim Vakfı Binası

Yapı Hakkında Genel Bilgiler

Yapı cadde ile sokağın kesiştiği, köşe parselde inşa edilmiştir. Yapının yola bakan kuzey ve batı cepheleri dışındaki iki cephe yapılaşmadan dolayı sağdır. Konutun güney yönde küçük bir hayatı vardır. Hayatta avlu, süs havuzu, tuvalet, mutfak, kümes, ahır gibi hacimlere yer verilmiştir. Mutfak, tuvalet, ahır ve samanlık hem konut içerisinde hem de müştemilatta bulunmaktadır. Geleneksel tandır, çarış, kuyu ve tulumba günümüzde bulunmamaktadır. Konutun içerisine su şebekesi bağlanmıştır. Konut bodrum katla birlikte üç katlı inşa edilmiştir (Şekil 4.6). Konutun tek giriş kapısı kuzey cephede derince bir niş içerisinde. Konut iç sofalı planlanmıştır (Çizim 4.6). 1. kat zemin katla benzer plan şemasını yansıtır. Odalarda gusülhane, yüklük, gömme dolaplar, çiçeklik ve ağız açık tasarlanmıştır (Çizim 4.6). İki çeşit geleneksel çıkması vardır. Kuzey cephede yer alan çıkma tek yönlü ve üç cepheli bir sofa çıkmasıdır. Çıkma payandalı ahşap konsolların duvar içine oturtulmasıyla taşınmaktadır (Şekil 4.6). Payandaları "S" formunda olup, püsküllü sarkıtlar ve küçük çıtalarla süslenmiştir. Batı cephesinde iki adet üçer penceresi bulunan iki cepheli gönye oda çıkması bulunmaktadır (Aygör, 2005). Konutun üstü Marsilya kiremitti kaplı kırma çatı ile örtülmüştür. Çatının su oluklu ahşap saçakları yapıdan 80 cm. dışarıya taşırılmıştır. Yapının kuzeybatı köşesi pahlanmış ve üzeri tuğla malzeme ile mukarnasa benzer bir şekilde süslenmiştir (Aygör, 2005). Yapının sokak cephelerinde püskürtme sıva ile süslemeler yapılmış (Şekil 4.6).



Çizim 4.6. Fahriye Büyükmatur Evi Birinci Kat Planı

4.1.7. Köprübaşı Karakolu



Şekil 4.7. Köprübaşı Karakolu (Ada: 24079, Parsel:19)

Tahmini Yapım Tarihi ve Dönemi

20. Yy. ilk Çeyreği 1. Ulusal Mimarlık Dönemi

Yapının Konumu

Nakiboğlu Mahallesi Köprübaşı Caddesi. No:57 Karatay/KONYA



Harita 4.7. Köprübaşı Karakolu

Yapım Tekniği ve Malzemesi

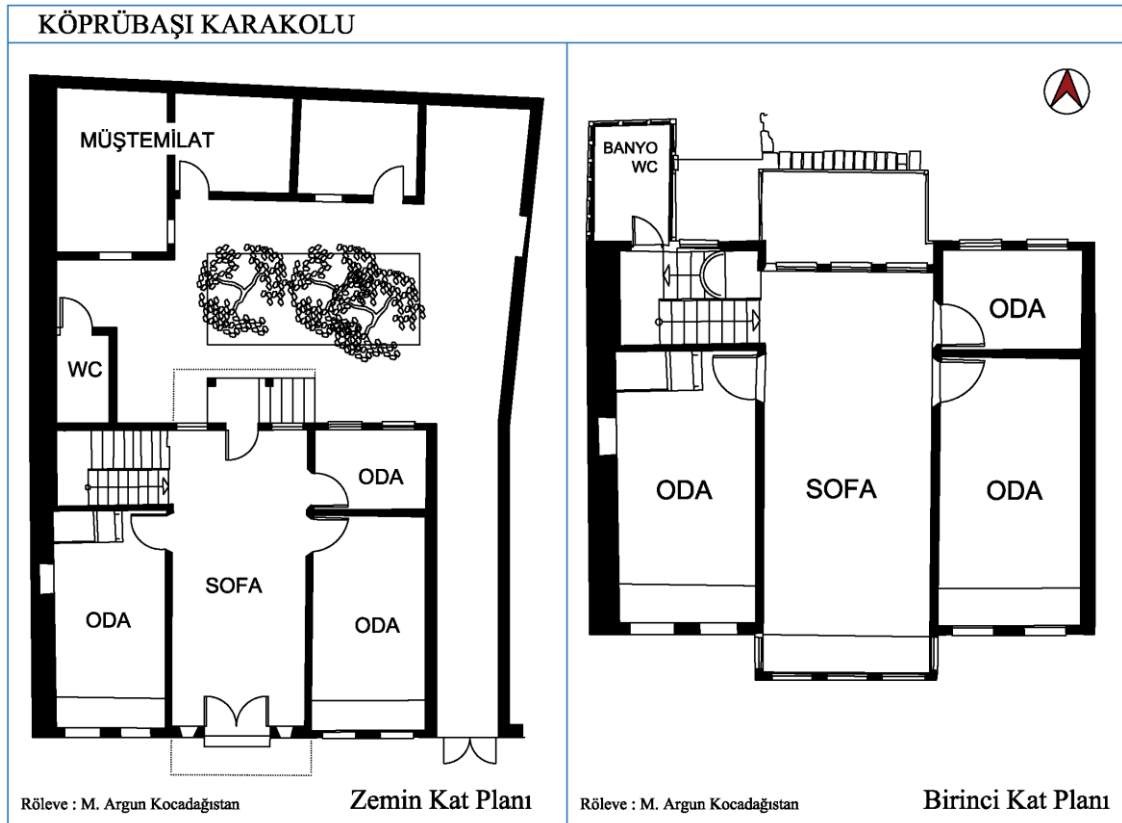
Konut zemin kata kadar taş malzemeden yığma, birinci katta hımiş tekniğinde kerpiç, ahşap hatıllarla beraber kullanılmıştır. İçteki duvarlarda ve çıkmada bağdadi tekniği uygulanmıştır.

Yapının Günümüzdeki Kullanımı

Karatay Köprübaşı Zabıta Karakolu

Yapı Hakkında Genel Bilgiler

Cadde üzerinde yer alan konutun iki girişi bulunmaktadır. Biri doğrudan sokağa açılan, yuvarlak kemerli bir niş içerisinde yer alan güneydeki ana giriş; diğeri ise hayata açılan ana girişin doğusunda bulunan ikinci giriştir (Şekil 4.6). Evin geleneksel hayatında, müştemilat bölümleri vardır. Tandır, çarş ve ahır günümüzde yoktur. Geleneksel hariciye görülmemektedir. Tuvalet hem hayatta hem de sonradan ilave birinci katta banyonun yanında yer almaktadır (Çizim 4.7). Konut bodrum katla birlikte üç katlı iç sofalı plan tipinde tasarlanmıştır (Şekil 4.7). İzbe bodrum katta planlanmıştır. Zemin ve 1. katta sofa etrafında geleneksel şemada planlanmıştır üçer oda bulunmaktadır (Çizim 4.7). Odalarda ağzıaçık, çiçeklik, yüklük ve gusülhane bulunmaktadır. Ayrıca odalar sedirli oturma düzeninde tasarlanmıştır. İki adet çıkması vardır. Biri ana girişte sofa çıkması, diğeri kuzeyde balkon çıkmasıdır (Çizim 4.7). Sokak cephesinde yer alan sofa çıkması tek yönlü, üç cepheli ve bağdadi tekniğinde yapılmıştır (Şekil.4.7). Sofa çıkmasının saçağında ahşap oyma tekniğinde püsküllerle yapılan dantela tarzı süsleme cepheye ayrı bir estetik katmaktadır. Zemin kat pencereleri fevkani değildir (Şekil 4.7). Zemin kat odaları bir süre dükkân olarak kullanılmıştır.



Çizim 4.7. Köprübaşı Zabıta Karakolu Zemin Kat ve Birinci Kat Planı

4.1.8. Mimarlar Odası (Dr. Nevzat Özkal Evi)



Şekil 4.8. Mimarlar Odası (Dr. Nevzat Özkal Evi (Ada: 344, Parsel:29))

Tahmini Yapım Tarihi ve Dönemi

20. Yy. ilk Çeyreği 1. Ulusal Mimarlık Dönemi

Yapının Konumu

Sahibata Mahallesi, Atatürk Caddesi, No:15 Meram/KONYA



Harita 4.8. Mimarlar Odası (Dr. Nevzat Özkal Evi)

Yapım Tekniği ve Malzemesi

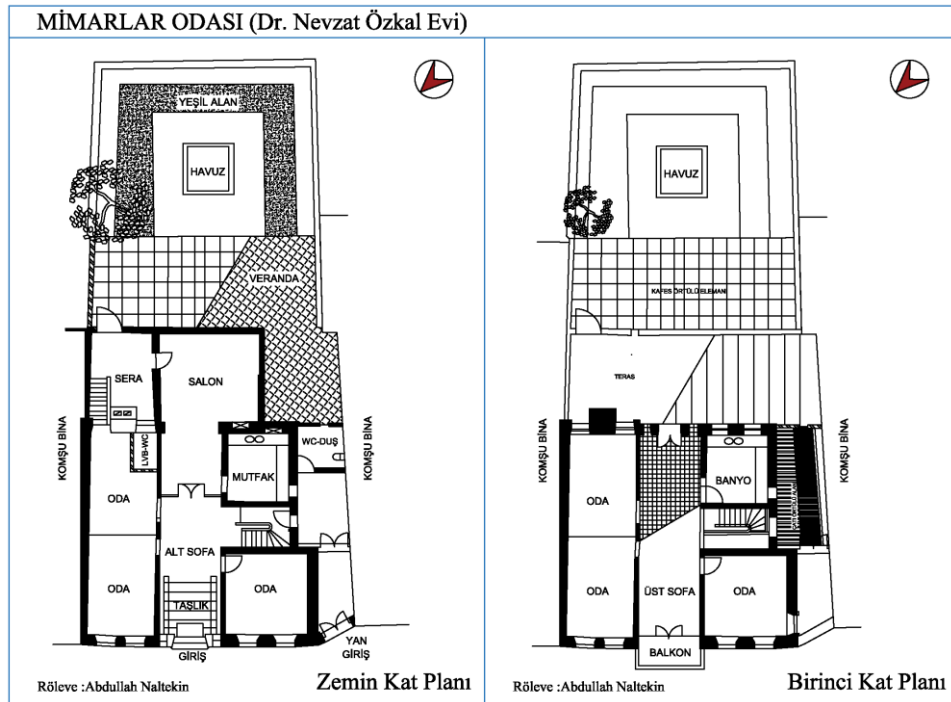
Konut Bodrum katta moloz taşla yığma tekniğinde, zemin katta ve birinci kattaki duvarlarda ahşap payandaların arası kerpiçle veya moloz taş ile hımmış tekniğinde inşa edilmiştir. İç bölme duvarlarında yer yer bağdadi tekniği de kullanılmıştır.

Yapının Günümüzdeki Kullanımı

Mimarlar Odası Konya Şubesi

Yapı Hakkında Genel Bilgiler

Bina 1912 yılında inşa edilmiştir (Odabaşı, 1998). Günümüzde Mimarlar Odası olarak kullanılan yapı aynı kurum tarafından restore edilmiştir. Restorasyon sırasında yapının cephe düzeni aynı kalmış ancak planda değişiklikler yapılmıştır (Aygör, 2005). Yapı bodrum katla birlikte üç katlıdır. Güney yönünde bulunan hayatı oldukça küçüktür. Geleneksel tandır, çarş, ahır vb. müstemilat görülmez. Şebekeye suyu kullanımı olduğu için mutfak ve tuvaletler konutun içerisinde yer almaktadır (Çizim 4.8). Konutun doğu ve batı cepheleri yapılaşmaya bağlı olarak sağır kalmıştır. Evin kuzey cephesinde iki girişi vardır (Şekil 4.8). İlki doğrudan sokağa açılan ana giriş, diğeri ana girişin batısında bulunan muhdes hayat girişidir. (Şekil 4.8). Ana girişten ilk olarak kapalı taşlığa ardından iç sofaya girilmektedir (Çizim 4.8). İç sofanın etrafında dört oda bulunmaktadır. Odalarda geleneksel dokuyu yansıtan eleman günümüzde bulunmamaktadır. 1. kat planı zemin kat planıyla benzerdir (Çizim 4.8). Yapının tek çıkması ana girişin tam üzerinde, 1. kat sofasının devamı olarak bir balkon şeklinde tasarlanmıştır (Şekil 4.8). Ahşap balkonun süslemeleri ve saçığının kemer formu dikkat çekicidir. Konutun üzeri Marsilya kiremitle kaplanmış kırma çatı olup, çatı arası depo olarak kullanılmaktadır. Cephelerinde şaşırtmalı düz köşe taşı kullanımına ve 1. kat seviyesinde profilli silmelerle oluşmuş yatay kat ayrımına yer verilmiştir (Şekil 4.8). Köşe taşları ve silmeler yapının beden duvarından taşırılmış (Şekil 4.8).



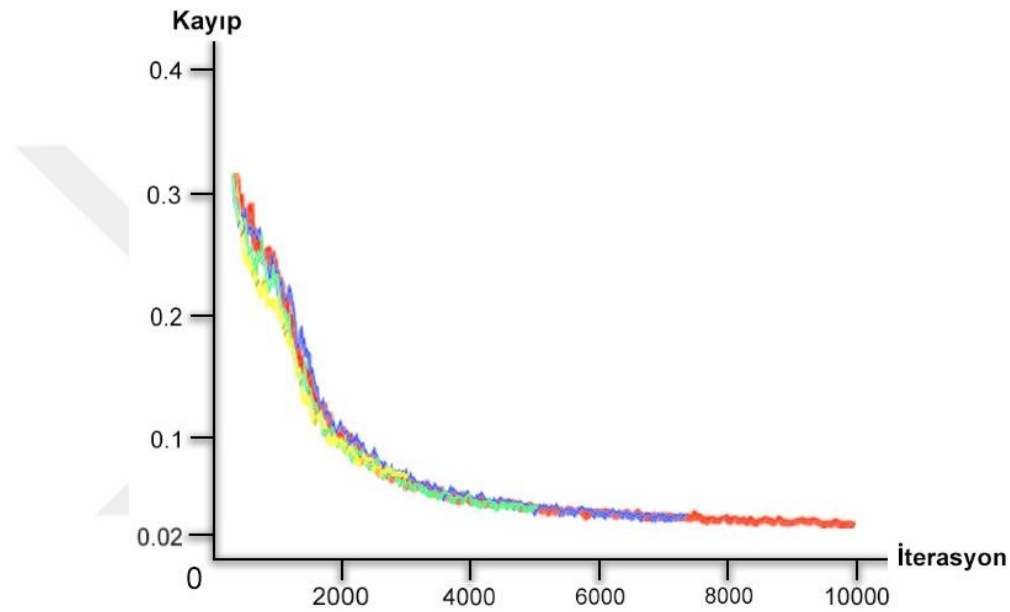
Çizim 4.8. Mimarlar Odası (Dr. Nevzat Özkal Evi) Zemin Kat ve Birinci Kat Planı



Şekil 4.9. Yöntemin Uygulanma Akışı

4.2. Deneysel Bulgular ve Tartışmalar

Algoritmanın sınıflandırmaya ait tahmin değerinin gerçekteki değerden uzaklığını gösteren toplam kayıp (Total Loss) grafiği Şekil 4.10.'da verilmiştir. Toplam kayıp değerinin 0'a yakın olması algoritmaya ait tahmin güvenilirliğinin yüksek olduğunu göstermektedir (Rahman ve ark, 2019; Farhodov ve ark, 2019; Niu ve ark, 2019). 3000, 5000, 7000 ve 10.000 iterasyon (tekrar) adımımda algoritmanın toplam kayıp değerleri grafik üzerinde gösterilmiştir (Şekil 4.10).



Şekil 4.10. Toplam Kayıp Grafiği

Şekil 4.10. incelendiğinde 3000 iterasyon adımımda 0.05388 kayıp, 5000 iterasyon adımımda 0.03409 kayıp, 7000 iterasyon adımımda 0.02604 kayıp, 10000 iterasyon adımımda 0.02253 kayıp olarak gerçekleşmiştir. Toplam kayıp/iterasyon grafiği incelendiğinde 5000 iterasyon adımımdan sonra kayıp/iterasyon fonksiyonunun yataylaşmaya başladığı yani kaybın durağanlaştığı görülmektedir. Çalışmada kullanılan Daha Hızlı B-ESA modelinin 10.000 iterasyon adımımda 3 saat 22 dakikalık eğitimi sonucunda elde edilen eğitim başarı sonuçları tablo 4.1. de sunulmuştur. Genel Ortalama Hassasiyet değeri %98.615, 19. Yy. ilk yarısı geleneksel Konya evleri için ortalama hassasiyet %99.678, 19. Yy. ikinci yarısı geleneksel Konya evleri için ortalama hassasiyet değeri %96.194, 20. Yy. ilk çeyreği geç Osmanlı dönemi (GOD) geleneksel Konya evleri için ortalama hassasiyet değeri %98.591, 20. Yy. ilk çeyreği 1. Ulusal Mimarlık Dönemi (BUMD) geleneksel Konya evleri için ortalama hassasiyet değeri %100 olarak gerçekleşmiştir (Tablo 4.1.).

Tablo 4.1. Geliştirilen Modelin Genel Ortalama Hassasiyet (mAP), Ortalama Hassasiyet (AP), İterasyon ve Zaman Değeri.

iterasyon	mAP (%)	19. yy. İlk Yarısı AP Değeri (%)	19. yy. İkinci Yarısı AP Değeri (%)	20. yy. İlk Çeyreği Geç Osmanlı Dönemi AP Değeri (%)	20. yy. İlk Yarısı 1. Ulusal Mimarlık Dönemi AP Değeri (%)	Zaman
10.000	98,615	99,678	96,194	98,591	100	3:22:21

Eğitimi tamamlanan algoritmanın test aşamasında geleneksel Konya evlerinin 4 farklı dönemine ait 12’şer görüntüsünden derlenen toplam 48 görüntü kullanılmıştır. Tablo 4.2’de test çalışmaları neticesinde elde edilen doğruluk matrisi gösterilmiştir. Doğruluk matrisi incelendiği zaman, 19. yy. ilk yarısı geleneksel Konya evlerine ait tüm görüntülerin doğru şekilde tahmin edildiği görülmektedir. Ancak 19. yy. ikinci yarısı geleneksel Konya evlerine ait olan 1 görüntünün 20. yy. ilk çeyreği (GOD) sınıfına, benzer şekilde 20. yy. ilk çeyreği (GOD) geleneksel Konya evine ait 1 görüntünün de 19. Yy. ikinci yarısı geleneksel Konya evi sınıfına dahil olacak şekilde yanlış tahmin edildiği görülmektedir. Bununla birlikte 20. yy. ilk yarısı (BUMD) geleneksel Konya evlerine ait görüntülerin tamamının doğru şekilde tahmin edildiği görülmektedir.

Tablo 4.2. Geleneksel Konya Evlerinin 4 Farklı Dönemine Ait Doğruluk Matrisi

Doğruluk Matrisi		T A H M İ N				Toplam
		19. Yy. İlk Yarısı	19. Yy. İkinci Yarısı	20 Yy. ilk Çeyreği Geç Osmanlı Dönemi	20 Yy. İlk Yarısı 1. Ulusal Dönem	
GERÇEK	19. Yy. İlk Yarısı	12 (A)	0	0	0	12
	19. Yy. İkinci Yarısı	0	11 (B)	1	0	12
	20 Yy. İlk Çeyreği Geç Osmanlı Dönemi	0	1	11 (C)	0	12
	20 Yy. İlk Yarısı 1. Ulusal Dönem	0	0	0	12 (D)	12
Toplam		12	12	12	12	48 (F)

Algoritma, 4 farklı döneme ait 48 konut görüntüsünden 46’sını doğru dönemlerde sınıflandırarak, konutların dönem ayırımını yüksek bir başarı oranı ile gerçekleştirmiştir. Test işlemlerinin başarısını ölçmek için doğruluk parametrik ölçüm kriteri (DOG) kullanılmıştır (Dandıl ve ark, 2019). Test veri seti üzerinde gerçekleştirilen deneysel çalışmalar neticesinde, Tablo 2’de elde edilen doğru pozitif (DP), doğru negatif (DN), yanlış negatif (YN) ve yanlış pozitif (YP) değerlerine göre sınıflandırma doğruluğu (DOG)=%95,83 olarak gerçekleşmiştir.

$$DOG : \frac{DP+DN}{DP+DN+YP+YN} = \frac{A+B+C+D}{E} = \frac{12+11+11+12}{48} = 0.9583$$

Tez çalışmasında her dönem için 2 adet geleneksel Konya evi örnek olarak aşağıda gösterilmektedir.

19. yy. ilk yarısı geleneksel Konya evlerine ait iki örnek konutun algoritma test sonuçları şekil 4.11 ve şekil 4.12’de verilmiştir. Şekil 4.11 ve şekil 4.12 incelendiği zaman, konutların hayata yönelik plan kurgusu, sokak cephesine bakan zemin katlarında pencere tasarlanmaması, odalarda $\frac{1}{2}$ oranında pencere kullanılması gibi unsurların bu döneme ait özellikler olduğu görülmektedir (Şekil 4.11 ve Şekil 4.12). Ayrıca Şekil 4.11 incelendiğinde düz dam uygulaması dönem özelliği olarak ayrıca dikkat çekmektedir. Algoritmanın bu döneme ait tüm test görüntüleri üzerindeki doğruluk oranları değerliğinde %99’luk bir tahmin becerisine sahip olduğu görülmektedir (Tablo 4.1).



Şekil 4.11. 19. Yy. ilk Yarısı Geleneksel Konya Evine ait Algoritma Test Sonucu.

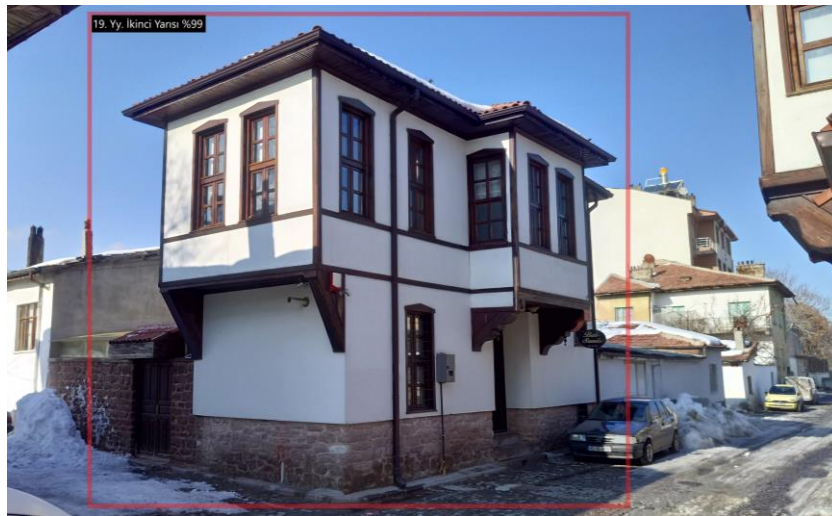


Şekil 4.12. 19. Yy. ilk Yarısı Geleneksel Konya Evine ait Algoritma Test Sonucu.

19. yy. ikinci yarısı geleneksel Konya evlerine ait 2 örnek algoritma test sonucu şekil 4.13 ve Şekil 4.14'te verilmiştir. Şekil 4.13 ve şekil 4.14 incelendiği zaman, Konutların bahçeye yönelik plan kurgularının bu dönemde de devam ettiği fakat sokağa yönelim isteğinin artmakta olduğu görülmektedir. Üst kat sokak cephelerindeki pencere sayılarının çoğalmaya başlaması, sokaktan konuta direk giriş verilmesi ve zemin katta masif duvar yerine pencere açılması sokağa doğru yönelim isteğini gösteren dönem özelliklerindendir (Şekil 4.13 ve Şekil 4.14). Batı üsluplarının etkisiyle pencerelerin üzerlerinde ve çıkmaları taşıyan payandalarda süslemelerin yapılması ilk kez bu dönemde görülen diğer bir ayırt edici özelliktir (Şekil 4.13 ve Şekil 4.14). Algoritmanın bu döneme ait görüntüler üzerindeki doğruluk oranları değerlendirildiğinde Şekil 4.13 için %93'lük, şekil 4.14 için %99'luk, ortalama olarak da %96'lık bir tahmin becerisine sahip olduğu görülmektedir (Tablo 4.1).



Şekil 4.13. 19. Yy. ikinci Yarısı Geleneksel Konya Evine ait Algoritma Test Sonucu.

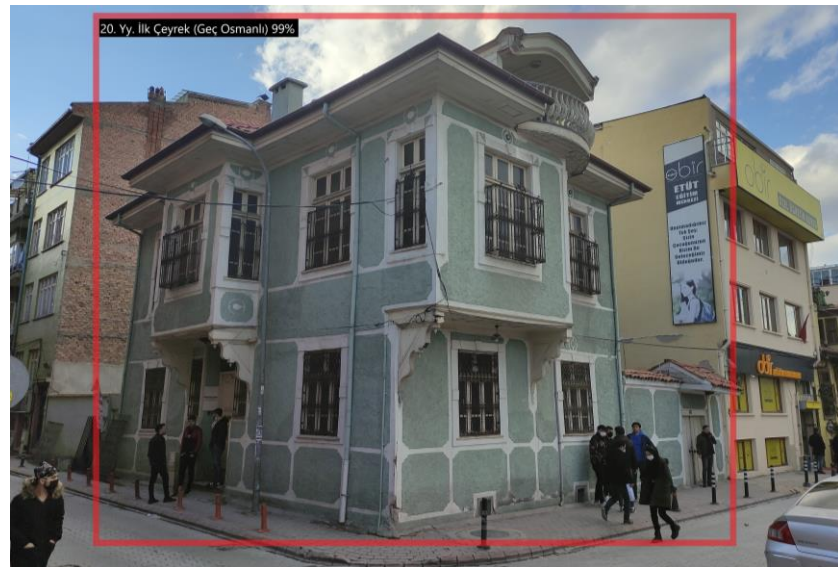


Şekil 4.14. 19. Yy. ikinci Yarısı Geleneksel Konya Evine ait Algoritma Test Sonucu.

20. yy. ilk çeyreği geç Osmanlı dönemi geleneksel Konya konutlarına ait 2 örnek algoritma test sonucu şekil 4.15 ve şekil 4.16'da verilmiştir. Şekil 4.15 ve şekil 4.16 incelendiğinde, Konutların sokağa yönelik plan kurgusunda tasarlandığı görülmektedir. Sokak cephelerindeki zemin kat pencereleri fevkani olarak tasarlansalar da zemin kat pencere sayılarındaki artış sokakla kurulmaya çalışılan ilişkiyi gösteren bir dönem özelliğidir (Şekil 4.15 ve şekil 4.16). Bu dönemde inşa edilen bazı örneklerde bahçe girişi görülse de (Şekil 4.16), Çoğunlukla konuta girişler sokak cephelerinden bir merdiven aracılığı ile yapılmaktadır (Şekil 4.15 ve Şekil 4.16). Bu sayede bodrum katın üst kotu zemin seviyesi üzerinde kurgulanarak bodrum kata pencere açılması sağlanmıştır (Şekil 4.15 ve Şekil 4.16). Giderek artan batılı üslup etkileri neticesinde cephelerde sıva süslemesi (Şekil 4.15 ve Şekil 4.16), ve cihannüma kullanımı (Şekil 4.16) ilk kez bu dönemde görülmeye başlanmıştır. Algoritmanın bu döneme ait görsellerdeki ortalama tahmin değeri %98 ve üzerinde gerçekleşmiştir (Tablo 4.1).

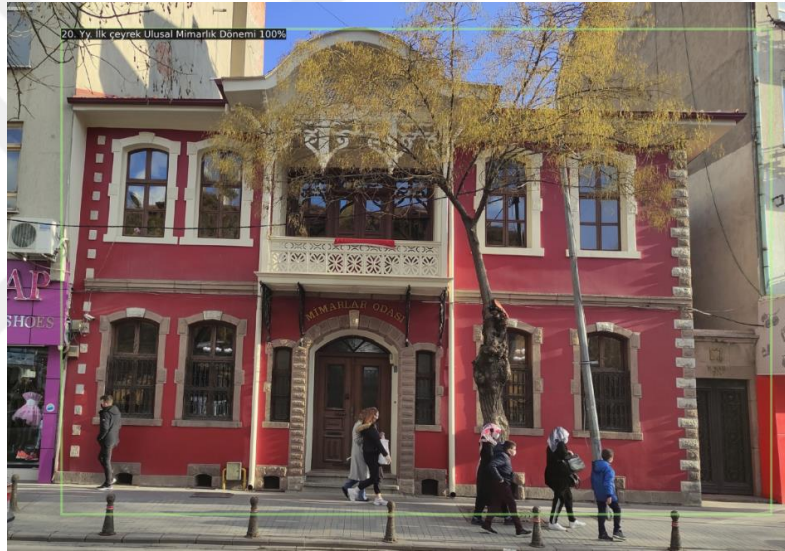


Şekil 4.15. 20. Yy. İlk Çeyreği (GOD) Geleneksel Konya Evi Algoritma Test Sonucu.

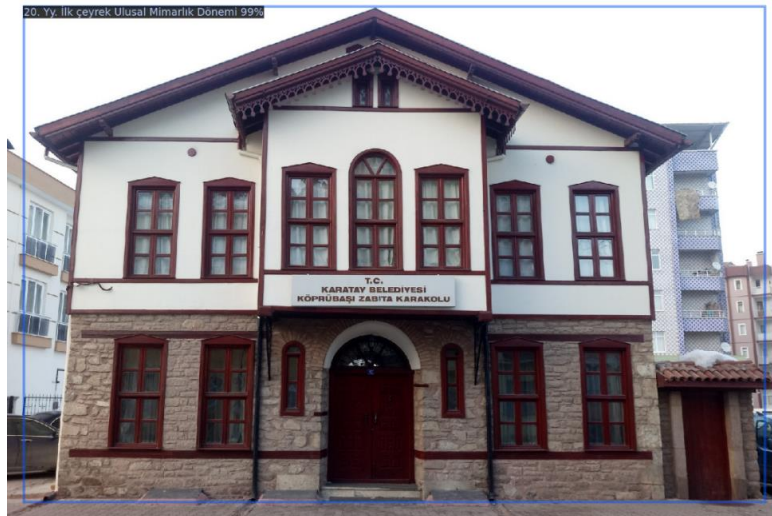


Şekil 4.16. 20. Yy. İlk Çeyreği (GOD) Geleneksel Konya Evi Algoritma Test Sonucu.

20. yy. ilk çeyreği 1. Ulusal Mimari dönemi (BUMD) geleneksel Konya evlerine ait 2 örnek algoritma test sonucu Şekil 4.17 ve Şekil 4.18’de verilmiştir. Şekil 4.17 ve Şekil 4.18 incelendiğinde, Konutların sokağa yönelik plan kurgusunda tasarlandığı görülmektedir. Genelde simetrik olarak planlanan BUMD yapılarında üst katta bulunan pencere sayısı kadar zemin kat izdüşümünde pencere bulunmaktadır. Cephe tasarımında görülen kemerli pencere alınlıkları, köşe taşı, kat silmesi vb. süsleme öğeleri bu dönemin ayırt edici özellikleridir (Şekil 4.17 ve Şekil 4.18). Genellikle giriş sokak cephesinden yapılır (Şekil 4.17 ve şekil 4.18) ve çoğunlukla üzerinde bir balkon bulunur (Şekil 4.17). Algoritmanın BUMD geleneksel Konya evlerine ait görüntüler üzerinden oluşturduğu tahminlerin doğruluk oranları değerlendirildiğinde tüm görüntüler üzerinde %100’lük tahmin becerisiyle hatasız olarak tespit yaptığı görülmüştür (Tablo 4.1).



Şekil 4.17. 20. Yy. İlk Yarı (BUMD) Geleneksel Konya Evi Algoritma Test Sonucu



Şekil 4.18. 20. Yy. İlk Yarı (BUMD) Geleneksel Konya Evi Algoritma Test Sonucu

5. SONUÇ

İnşa edildikleri dönemin izlerini taşıyan mimari miraslar günümüzde medeniyetlerin gelişimlerini anlamamızı sağlayan önemli kültürel belgelerdir. Bu kültür varlıklarının plan tipi, cephe tasarımı, tezyinat öğeleri vb. özellikleri yapıldıkları dönemlerin ekonomik, teknolojik, sosyolojik ve kültürel durumuna göre farklılık göstermektedir. Benzer mimari özelliklere sahip yapılar dönem veya akım başlıkları altında sınıflandırılarak incelenmektedir.

Son yıllarda birçok disiplinde yaygın olarak kullanılmaya başlanan derin öğrenme yöntemleri mimari mirasların sınıflandırılmasını hızlı ve pratik bir şekilde yapabilecek önemli bir araç olarak kullanılabilir. Yapay zekâ tabanlı derin öğrenme yöntemleri; insan beyninin çalışma mantığı ile benzer şekilde çalışan, görseller üzerinden analizlerde bulunarak, görseller içinde yer alan nesnelerin sınıflarını ve konumlarını bir uzman gibi yüksek doğruluk hassasiyetinde tespit edebilen yapay bir çalışma şeklidir.

Bu çalışmada Konya bölgesindeki 4 farklı döneme ait geleneksel konutların cephe özelliklerine göre sınıflandırılmasının hızlı ve yüksek doğruluk hassasiyetinde gerçekleştirilebilmesi için derin öğrenme tabanlı bir nesne tespit yöntemi geliştirilmiştir. Bu amaçla öncelikle saha ve literatür çalışmalarından elde edilen geleneksel Konya evlerine ait görüntüler derlenerek algoritmanın eğitim ve test aşamasında kullanılacak veri kümeleri oluşturulmuştur. Daha sonra veri kümeleri içinde bulunan dönemlerine göre etiketlenmiş görüntüler üzerinden Daha Hızlı B-ESA mimarisi temelinde oluşturulmuş algoritma eğitilmiştir. Son olarak her döneme ait 12'şer görüntüden oluşturulan toplam 48 farklı etiketlenmemiş görüntü içeren test veri seti üzerinden geleneksel Konya evlerinin dönem tespiti gerçekleştirilmiştir.

Önerilen model için en yüksek 10.000 iterasyon adımı kullanılmış ve 0.02253 gibi düşük Toplam kayıp değeri elde edilmiştir. Algoritmanın tüm dönemlere ait eğitim başarı oranları (Ap) %96'dan yüksek olup minimum hata oranında geleneksel Konya evlerinin dönemlerini tespit ettiği görülmüştür. Önerilen yöntemin tüm test sonuç görüntüleri değerlendirildiğinde en düşük başarı oranının %93, en yüksek başarı oranının %100 olduğu görülmüştür.

Geliştirilen modelin farklı açılardan elde edilmiş görüntüler üzerindeki tahmin başarısını test etmek amacıyla dikey (karşıdan) ve eğik (çift cepheyi gören perspektif açısından) açılara sahip görüntüler algoritmanın test aşamasında kullanılmıştır. Algoritmanın test sonuçları üzerinden yapılan analizlere göre dikey açıda elde edilmiş görüntülerin genel başarı oranı ortalama %98 olurken, eğik açıda elde edilmiş görüntülerin başarı oranı %93 ile %100 arasında değişiklik göstermiştir. Geliştirilen modelin her iki açıda da oldukça yüksek başarı oranları elde ettiği görülmektedir.

Bununla birlikte eğitim veri seti içinde etiketlenerek algoritmaya tanıtılmamış farklı dönem konut yapılarının (apartman vb.) veya yapı türlerinin (cami, minare, dükkân vb.) algoritmanın test aşamasında kullanılan görüntülerde hedef nesne sınıflarının çevrelerinde yer almalarına rağmen, geliştirilen model tarafından ayırt edilerek sınıflandırmaya dahil edilmediği görülmektedir. Bu durum; geliştirilen modelin öğrendiği nesne sınıfları ile benzer özellikleri olan diğer nesneler arasındaki farklılıkları analiz ederek keskin bir ayırım yapabildiğini göstermektedir. Ayrıca geleneksel Konya evlerine yapılan çağdaş eklerin de algoritmanın tespit başarısını etkilemediği test sonuçlarında görülmektedir. Yukarıda bahsedilen tüm bulgular kullanılan yöntemin mimari mirasların cephe karakterlerine göre dönem tespitinde oldukça başarılı olduğunu göstermektedir. Bununla birlikte geliştirilen algoritmanın başarı oranlarının daha da yükseltilebilmesi için eğitim veri setindeki görüntü sayısının artırılması önerilmektedir.

Çalışma kapsamında önerilen derin öğrenme tabanlı nesne tespit algoritması görüntüler üzerinden mimari dönem tespiti yapan ilk çalışmadır. Geleneksel Konya evleri üzerinde geliştirilmiş bu araştırmanın daha sonra yapılacak mimari miras dönem ve akım tespiti çalışmalarına bir altlık teşkil edeceği düşünülmektedir. Geleneksel Konya evleri üzerinde uygulanan DÖ tabanlı yöntemin veri setine, Anadolu'nun farklı bölgelerindeki farklı iklim şartlarına ve yapı malzemelerine göre şekillenmiş diğer geleneksel Türk evlerinin cephe görüntülerinin eklenmesiyle birlikte Türk evlerinin bölgesel, dönemsel veya tipolojik olarak sınıflandırılması sağlanabilecektir. Bununla birlikte tez çalışmasında kullanılan yöntemin farklı dönem (Roma, Selçuklu, Osmanlı vb.) akım (Gotik, Barok, Rönesans vb.) ve yapı türü (medrese, cami, apartman vb.) tespitleri için de kullanılabilir etkili bir yöntem olduğu anlaşılmaktadır. Bu yaklaşımın geliştirilmesi ile oluşturulacak mobil veya bilgisayar uygulamaları sayesinde tüm kültürel ve mimari miraslar üzerinde dönem ve akım çalışmaları yapmaya imkân tanıyan yeni hızlı ve pratik uygulamalar ortaya çıkartılabilecektir.

KAYNAKLAR

- Aalami N., 2020, Derin öğrenme yöntemlerini kullanarak görüntülerin analizi, Eskişehir Türk Dünyası Uygulama ve Araştırma Merkezi Bilişim Dergisi, 1 (1), 17-20.
- Abed M.H., Al-Asfoor M. and Hussain, Z.M., 2020, Architectural heritage images classification using deep learning with cnn. Proceedings of the 2nd International Workshop on Visual Pattern Extraction and Recognition for Cultural Heritage Understanding, Bari, Italy.
- Aizenberg, I. N., Aizenberg, N. N., and Vandewalle J., 2000, Multiple-valued threshold logic and multi-valued neurons, Multi-Valued and Universal Binary Neurons: Theory, Learning and Applications., Springer, 25–80.
- Akpınar, H, 1994, Yapay sinir ağları gelişimi ve yapılarının incelenmesi, İ.Ü. işletme Fakültesi Dergisi, 23 (1), 41-78.
- Aktaş A., 2020, Derin öğrenme yöntemleri ile dokunsal parke yüzeyi tespiti, (Yüksek Lisans Tezi) Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, İstanbul, 1-61.
- Aktemur, A. M. ve Arslan, M., 2010, I. Ulusal Mimarlık Akımı ve İstanbul-Karaköy'deki Örnekleri, Güzel Sanatlar Enstitüsü Dergisi, 0 (16), 1-32.
- Alyafeai, Z., and Ghouti, L., 2019, A fully-automated deep learning pipeline for cervical cancer classification, *Expert Systems with Applications*, 141,112951.
- Amidi A. and Amidi S., 2020, <https://stanford.edu/~shervine/teaching/cs-230/cheatsheet-convolutional-neural-networks> [Ziyaret Tarihi: 4 Şubat 2021].
- Anderson D. and McNeill G., 1992, Artificial neural networks technology, Kaman Sciences Corporation, New York, 258 (6), 1–83.
- Anonim, 2015, Türkiye’de Mesken Tipleri, <https://www.neoldu.com/turkiyede-mesken-tipleri-2708h.htm> [Ziyaret Tarihi: 14 Eylül 2021].
- Arı, A. and Berberler, M. E., 2017, Yapay sinir ağları ile tahmin ve sınıflandırma problemlerinin çözümü için arayüz tasarımı, *Acta Infologica*, 1 (2), 55-73,
- Arslan, M. E., 2012, Türkiye’deki Geleneksel Konut Tipolojisi ve Bileşenlerinin Sürekliliği, Beykent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Mimarlık Ana Bilim Dalı, İstanbul, 1-100.
- Arslan H. D., Ceylan M., 2012, Judging primary school classroom spaces via artificial neural networks model, *Gazi University Journal of Science*, 25(1):245-256

- Arslan H. D., Özer G., Özkış A., 2017, Evaluation of final product integrated with intelligent systems in architectural education studios, *Online Journal of Art and Design*, volume 5, issue 3, 119-133.
- Ateş, M., 2008, Geleneksel Türk konutlarının plan kurgusu ve karakteristik özelliklerinin irdelenmesi restorasyon ile birlikte yeni işlev verilen İstanbul konaklarının incelenmesi, (Yüksek Lisans Tezi), *Haliç Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Mimarlık Ana Bilim Dalı*, İstanbul, 1-224.
- Aydın, H. 2007, 19-20. Yüzyılda evlerde kullanılan dekoratif eşyalar (Konya örneği), (Yüksek Lisans Tezi), *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü / El Sanatları Eğitimi Ana Bilim Dalı*, Konya. 1-245.
- Aygör E., 2005, 20. yüzyıl ilk yarısı Konya evlerinde cephe ve demir parmaklıklar, (Basılmamış Yüksek Lisans Tezi), *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Sanat Tarihi Anabilim Dalı*, Konya, 1- 142.
- Aygör, E., 2015a, Konya evlerinde cihannüma, *İSTEM*, 1(26), 135-172.
- Aygör, E., 2015b, 19. yüzyıl sonu ve 20. yüzyıl başlarında Konya evlerinin mimari gelişimi ve değişimi, (Doktora Tezi), *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Sanat Tarihi Ana Bilim Dalı*, Konya, 1-946.
- Baldominos A., 2019, Artificial Intelligence The Road into the Future of Computing, University Carlos III de Madrid, https://www.researchgate.net/profile/Alejandro-Baldominos/publication/332950972_Artificial_Intelligence_The_Road_into_the_Future_of_Computing_Guest_Lecture_Hogskolen_i_Ostfold_Norway/links/5cd351dba6fdccc9dd96b103/Artificial-Intelligence-The-Road-into-the-Future-of-Computing-Guest-Lecture-Hogskolen-i-Ostfold-Norway.pdf [Ziyaret Tarihi: 4 Eylül 2021].
- Balıkesircom, 2021, Bayramıç Genel Görünüm, <http://balikesir.com/ResimGalerisi/GaleriDetay.asp?galeriID=92&resimID=958> [Ziyaret Tarihi: 14 Eylül 2021].
- Barut, O., 2018, Geospatial Object Recognition Using Deep Networks For Satellite Images, (Yüksek Lisans Tezi), *Orta Doğu Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü*, Ankara, 1-102
- Berk, C., 1951, Konya evleri, İstanbul Matbaacılık T. A. O., 206.
- Bingöl, K., Er Akan, A., Örmecioğlu, H. T. ve Er, A., 2020, Depreme dayanıklı mimari tasarımda yapay zeka uygulamaları: Derin öğrenme ve görüntü işleme yöntemi ile

- düzensiz taşıyıcı sistem tespiti, *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 35 (4), 2197-2210.
- Bozkurt S. G., 2013, 19. Yy. da Osmanlı konut mimarisinde iç mekan kurgusunun Safranbolu evleri örneğinde irdelenmesi, *Journal of the Faculty of Forestry Istanbul University*, 62 (2), 37-70.
- Burkut, E. B., 2014, Osmanlı Türk evi mekan kurgusunu modern konut mimarisinde okumak. (Wright, Corbusier, Eldem ve Cansever'in konutları), (Yüksek Lisans Tezi), *Fatih Sultan Mehmet Vakıf Üniversitesi Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü Mimarlık Anabilim Dalı*, İstanbul, 1-156.
- Burgaz M., 2020, Derin öğrenme algoritmaları kullanarak insansız hava araçları ile silah tespiti, (Yüksek Lisans Tezi), *T.C. Batman Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı*, Batman, 0-108
- Cajal, S.R.Y., 1906, The Structure And Connexions Of Neurons, 1906, *Nobel Lecture*, 220-253.
- Christiansen, P., Nielsen, L., Steen, K., Jørgensen, R. and Karstoft, H., 2016. DeepAnomaly: Combining background subtraction and deep learning for detecting obstacles and anomalies in an agricultural field. *Sensors*, 16 (11), 1904.
- Cireşan D.C., Meier U., Gambardella L.M., Schmidhuber J., 2011, Convolutional neural network committees for handwritten character classification, *International Conference on Document Analysis and Recognition*, 1135–1139.
- Cireşan D.C., Giusti A., Gambardella L.M., Schmidhuber J., 2012a, Deep neural networks segment neuronal membranes in electron microscopy images, *International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'12)* 2, 2843–2851.
- Cireşan D. C, Meier U., Masci J., Schmidhuber J., 2012b, Multi-column deep neural network for traffic sign classification, *Neural Networks*, 32, 333–338, Pergamon
- Cireşan D. C, Meier U, Schmidhuber J., 2012c, “Multi-column deep neural networks for image classification, *In Proceedings of the 25th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2012)*.
- Cömert O., Hekim M., Adem K., 2019, Faster R-CNN kullanarak elmalarda çürük tespiti, *Uluslararası Mühendislik Araştırma ve Geliştirme Dergisi*, 11 (1)
- Cömert O., 2019, Görüntü işleme ve makine öğrenmesi kullanarak elmalarda çürük tespiti, (Doktora Tezi), *Tokat Gaziosmanpaşa Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Mekatronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı*, Tokat. 1-103.

- Çarkacı N., 2017, Derin öğrenme uygulamalarında başarımlı iyileştirme yöntemleri (Regularization), <https://medium.com/@necmettin.carkaci/derin-%C3%B6%C4%9Frenme-uygulamalar%C4%B1nda-ba%C5%9Far%C4%B1m-i%CC%87yile%C5%9Firme-y%C3%B6ntemleri-regularization-fb521e64c30f> [Ziyaret Tarihi: 4 Haziran 2021].
- Çubukçu, E., 2021, Erken cumhuriyet dönemi mimarisinde ulusal kimlik arayışı: Ankara'daki kamu yapıları, *Kültür Araştırmaları Dergisi*, 0 (9), 359-378.
- Dandıl E, Turkan M., Boğa M., Çevik K.K, 2019, Daha hızlı Bölgesel-Evrışimsel Sinir Ağları ile sığır yüzlerinin tanınması, *BŞEÜ Fen Bilimleri Dergisi*, 6 (Prof. Dr. Fuat SEZGİN Bilim Yılı Özel Sayısı), 177-189.
- Delipetrev, B., Tsinaraki, C. and Kostic, U., 2020, Historical evolution of artificial intelligence, EUR 30221 EN, *Publications Office of the European Union, Luxembourg*, doi:10.2760/801580, JRC120469.
- Demir A.G., 2019, Anjiyografi görüntülerinde damar daralmalarının evrışimsel sinir ağı yöntemi kullanılarak belirlenmesi, (Yüksek Lisans Tezi), *Başkent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı*, Ankara, 1-74.
- Domingos, P., 2015, The master algorithm: how the quest for the ultimate learning machine will remake our world, *A Member of the Perseus Books Group*, 1-330.
- Dorsay M., 2016, [Bisikletle] Türkiye: Marmara (Toluklar–Bayramiç), https://bisikletle.blogspot.com/2016/09/bisikletleturkiye-marmara_16.html [Ziyaret Tarihi: 14 Eylül 2021].
- Dönmez M.A, 2017, Konya evlerinde mahremiyet ve tevazunun mekana yansıması (Yüksek Lisans Tezi), *Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Mimarlık Anabilim Dalı*, Konya, 1-115.
- Dyson M, 2018, Neymiş Bu Yapay Öğrenme, Bilim Ne Güzel, <https://bilimneguzellan.net/neymis-lan-bu-yapay-ogrenme-2/> [Ziyaret Tarihi: 4 Eylül 2021].
- Dürr O., Sick B. and Murina E., 2019, Deep Learning for Image-Like Data, *Manning Publications; Probabilistic Deep Learning with Python*,
- Eldem, S. H., 1954, Türk evi plan tipleri, *Pulhan matbaası*, İstanbul, 1-236.
- Eldem, S. H., 1984, Türk evi Osmanlı dönemi, *Türkiye Anıt Çevre Turizm Değerlerini Koruma Vakfı, 1*, İstanbul.
- Ersoy, M., 2017, Osmanlıdan günümüze imar ve yasalar, *Ninova Yayınları*. İstanbul, 1-280.

- Ergezer, H., Dikmen, M., Özdemir, E., 2003, Yapay sinir ağları ve tanıma sistemleri, *PIVOLKA*, 2(6):14-17
- Farhodov, X., Kwon, O.-H., Moon, K.-S., Kwon, O.-J., Lee, S.-H., and Kwon, K.-R. 2019, Faster RCNN detection based OpenCV CSRT tracker using drone data, *2019 International Conference on Information Science and Communications Technologies (ICISCT)*, 1-3, doi: 10.1109/ICISCT47635.2019.9012043.
- Fuentes, A. Yoon, S. Kim, S. C. and Park, D. S., 2017, A robust deep-learning-based detector for real-time tomato plant diseases and pests recognition, *Sensors*, 17 (9), 2022.
- Girshick R., Donahue J., Darrell T. and Malik J., 2014. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation, *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 580-587, Columbus, Ohio.
- Girshick, R., 2015, Fast R-CNN, *2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 1440-1448.
- Golgi, C., 1906, The Neuron Doctrine-Theory And Facts, *Nobel Lecture*, 189-217.
- Goodfellow, I., Bengio Y., and Courville A., 2016, Deep learning (Adaptive computation and machine learning, Dietterich T., Bishop C., Heckerman D., Jordan M., and Kearns M., *The MIT Press*, Cambridge, Massachusetts, Xxii-775.
- Gümüş, H. ve Koçak, F., 2010, Konya il merkezi taşınmaz kültür ve tabiat varlıkları envanteri. *Bahçıvanlar Basım Sanayi A.Ş.*, Konya: 537-772.
- Günay, R., 1998, Tradition of the Turkish house and Safranbolu houses, *Yapı-Endüstri Merkezi*, İstanbul, 1-358.
- Hatır, M., Barstuğan, M., and Ince, I., 2020, Deep learning-based weathering type recognition in historical stone monuments, *Journal of Cultural Heritage*, 45, 193-203.
- Hatır, M. and Ince, I., 2021, Lithology mapping of stone heritage via state-of-the-art computer vision, *Journal of Building Engineering*, 34.
- He, K., Zhang, X., Ren, S. ve Sun, J., 2016, Deep residual learning for image recognition, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 770-778.
- Hebb D. O., 1949, The organization of behaviour a neuropsychological theory, *John Wiley & Sons. INC*, 1-335.
- Hinton G. E., 2007, Learning multiple layers of representation, *TRENDS in Cognitive Sciences*, 11 (10), 428-434,

- Huang, H., Zhou, H., Yang, X., Zhang, L., Qi, L., and Zang, A. Y., 2019, Faster R-CNN for marine organisms detection and recognition using data augmentation, *Neurocomputing*, 337, 372-384.
- Hui J., 2017, Fast R-CNN and Faster R-CNN, Jonathan Hui blog, <https://jhui.github.io/2017/03/15/Fast-R-CNN-and-Faster-R-CNN/>, [Ziyaret Tarihi: 4 Eylül 2021].
- İnik Ö. Ülker E., 2017, Derin öğrenme ve görüntü analizinde kullanılan derin öğrenme modelleri, *Gaziosmanpaşa Bilimsel Araştırma Dergisi (GBAD)*, 6 (3), 85-104.
- Kahraman, B., 1997. Geleneksel Türk odasında ahşap iç mimari elemanları. (Yüksek Lisans Tezi), *M.S.G.S.Ü Fen Bilimleri Enstitüsü Mimarlık Ana Bilim Dalı*, İstanbul, 1-158.
- Kainz, P., Pfeiffer, M. and Urschler, M., 2017, Semantic segmentation of colon glands with deep convolutional neural networks and total variation segmentation, *PeerJ*, 5: e3874.
- Kang, D, Duong H, and Park J., 2020, Application of Deep Learning in dentistry and implantology, *Journal of Implantology and Applied Sciences*. 24 (3). 148-181. <https://doi.org/10.32542/implantology.202015>
- Karpuz H, 1999, Osmanlı'da konut mimarisi: Konya örneği, *Tarihi, Kültürü ve Sanatıyla III. Eyüp Sultan Sempozyumu: tebliğler*, İstanbul, Sayfa: 390-401.
- Karpuz H., 2001, Konya'da Halk Mimarisi, *Erdem*, 13 (38), 223-236.
- Karpuz H, 2009, Türk kültür varlıkları envanteri Konya I-II-III, *Türk Tarih Kurumu Yayınları*, Ankara, 756-813.
- Koech K. E., 2020, Softmax Activation Function -How It Actually Works, *Towards Data Science*, <https://towardsdatascience.com/softmax-activation-function-how-it-actually-works-d292d335bd78> [Ziyaret Tarihi: 24 Eylül 2021].
- Kopuz, A. D., 2016, Adana'da birinci ulusal mimarlık dönemi'ne ait bir yapı örneği; Adana tren garı. *Tasarım Kuram*, 12(22): 21-33.
- Körez A., 2020, Derin öğrenme kullanarak uzaktan algılama görüntülerindeki nesnelerin tespiti, (Doktora Tezi), *Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı*, Ankara. 1-95.
- Kuban N. ve Kahya Y., 2016, Mimari mirasın korunmasında uygulama elemanlarının yetiştirilmesine yönelik yaygın eğitim uygulamaları, *METU JAF*, 33 (1), 147-167.
- Kunduracı O., 2000, Konya evlerinden süsleme örnekleri, *Yeni İpek Yolu Konya Ticaret Odası Dergisi*, Özel Sayısı-3, 8-13.

- Kunduracı O., 2012, Geleneksel Karatay evlerinden örnekler, *Karatay Tarih- Kültür-Sanat*, (Editör: Yusuf Küçükdağ- Yaşar Erdemir-Bekir Şahin), 2, 816-843.
- Kunduracı O., 2014, Meram'da tarihi konutlar, *Yeşilin ve Medeniyetin Köprüsü Meram*, 1, 536-558, Konya.
- Kunduracı O., 2016, Eski Konya evlerinde çıkma uygulamaları, 2016, *V. Uluslararası Türk Sanatı, Tarihi ve Folkloru Kongresi/Sanat Etkinlikleri*, Moldova, 63-70.
- Kurt F., 2018, Evrişimli sinir ağlarında hiper parametrelerin etkisinin incelenmesi, (Yüksek Lisans Tezi), *Hacettepe Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı*, Ankara. 1-114.
- Küçükköroğlu, K., 2014, Ulusal mimarlık dönemi Konya yapılarında Türk çini sanatından yansımalar, *İSTEM*, 0 (23), 75-99.
- Küçükerman, Ö., 1978, Kendi mekanının arayışı içinde Türk evi, *Türkiye Turing ve Otomobil Kurumu Yayınları*, İstanbul.
- LeCun, Y., Boser, B., Denker, J. S., Henderson, D., Howard, R. E., Hubbard, W. and Jackel, L. D., 1989, Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition, *Neural Computation M.I.T*, 1 (4), 541-551,
- LeCun, Y., Boser, B., Denker, J. S., Henderson, D., Howard, R. E., Hubbard, W., Jackel, L.D., 1990, Handwritten Digit Recognition with a BackPropagation Network, Touretzky (Ed.), *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS 1989)*, 2, 396–404. Morgan Kaufmann.
- LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y. and Haffner, P., 1998, Gradient-based learning applied to document recognition, *Proceedings of the IEEE*, 86, 2278-2324.
- Llamas J., Leronés PM., Medina R., Zalama E. and Gómez-García-Bermejo J., 2017, Classification of architectural heritage images using deep learning techniques, *Applied Sciences*, 7 (10), 992.
- Malanca A., 2020, Introduction to Artificial Neural Networks part four: Convolutional Neural Networks, <https://adatis.co.uk/introduction-to-artificial-neural-networks-part-four-convolutional-neural-networks/> [Ziyaret Tarihi: 4 Eylül 2021].
- West M., 2019, An Introduction to Deep Learning, *Bouvet*, <https://www.bouvet.no/bouvet-deler/an-introduction-to-deep-learning> [Ziyaret Tarihi: 16 Eylül 2021].
- McCulloch, W. S. and Pitts, W., 1943, A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5 (4), 115–133.

- Minsky, M., 1961, Steps toward artificial intelligence, *Proceedings of The IRE*, 49 (1), 8-30.
- Minsky, M. ve Papert S., 1969, Perceptrons: an introduction to computational geometry, *The M.I.T. Press*. 1-258.
- Mitchell, T. M., 1997, Machine Learning, *McGraw-Hill Science/Engineering/Math*, 1-400.
- Mirla P., 2016, Build a Neural Net to solve Exclusive OR (XOR) problem, <https://pmirla.github.io/2016/09/10/Neural-Network-XOR-Problem.html> [Ziyaret Tarihi: 13 Eylül 2021].
- Niu, Q, Teng, Y, Chen, L., 2019, Design of gesture recognition system based on Deep Learning, *Journal of Physics: Conference Series*, 1168 (3). 1-6.
- Odabaşı A.S., 1998, 20. yüzyıl başlarında Konya'nın görünümü, *T.C. Konya Valiliği İl Kültür Müdürlüğü*, Konya.
- Özgür A., Nar F., 2019, Derin öğrenme yöntemleri kullanarak ekin ile yabancı otların birbirinden ayırt edilmesi, *International Conference on Computer Technologies and Applications in Food and Agriculture (ICCTAFA)*, 76-89.
- Özcan B., 2002, Ankara Anafartalar caddesi ve çevresindeki Birinci Ulusal Mimarlık dönemi yapıları, (Yüksek Lisans Tezi), *Ege Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Türk-İslam Sanatı Ana Bilim Dalı*, İzmir. 1-278.
- Quan, L., Feng, H., Lv, Y., Wang, Q., Zhang, C., Liu, J., and Yuan, Z., 2019, Maize seedling detection under different growth stages and complex field environments based on an improved Faster R-CNN, *Biosystems Engineering*, 184 (1), 1-23.
- Quinn, J. A. Nakasi, R. Mugagga, P. K. Byanyima, P. Lubega, W. and Andama, A., 2016, Deep convolutional neural networks for microscopy-based point of care diagnostics, *Machine Learning for Healthcare Conference*, Vol:56, 271-281.
- Rahman, M.S., Chowdhury, A.I., Zawad, K.M.T., Mahee, T.M., Ahmed, R., Sakib, N., 2019, An approach to facilitate business system by multiple barcode detection using Faster RCNN. *International Journal of Applied Information Systems*, 12 (26), 10-15.
- Ren, S., He, K., Girshick, R., Sun, J., 2017, Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks, *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 6, 1137-1149.
- Widrow, B., Hoff, M. E., 1960, Adaptive switching circuits, *IRE WESTCON Convention Record*, Part 4, 96-104.

- Rosenblatt F., 1958, The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain, *Psychoanalytic Review*, 65 (6), 386-408.
- Rosenblatt, F., 1962, Principles of Neurodynamics, *Spartan Books*, New York. 1-616.
- Rosebrock A., 2018, <https://www.pyimagesearch.com/2018/11/19/mask-r-cnn-with-opencv/> [Ziyaret Tarihi: 4 Haziran 2021].
- Rumelhart, D., Hinton, G. and Williams, R., 1986, Learning representations by backpropagating errors. *Nature* 323, 533–536.
- Sa, I. Ge, Z. Dayoub, F. Upcroft, B. Perez, T. and McCool, C., 2016, Deepfruits: A fruit detection system using deep neural networks, *Sensors*, 16 (8), 1222.
- Saatçioğlu, D., Özçakar N., 2016, Yapay sinir ağları yöntemi ile aralıklı talep tahmini, *Beykoz Akademi Dergisi*, 4 (1), 1-32.
- Sağlam S., 2019, Kamu kurumları ve belediyelerin imar yasaları ile yönetmeliklerinde yer alan yüksek yapılara ilişkin maddeler üzerine, *Üçüncü Sektör Sosyal Ekonomi Dergisi*, 54 (4), 1979-1994. Doi: 10.15659/3.sektor-sosyal-ekonomi.19.12.1258
- Saygılı Y.S., 2008, İstatistiksel yöntemlerle yapay sinir ağları uygulamalarının karşılaştırılması: Milli Savunma Bakanlığı bütçesinin öngörülmesi, (Yüksek Lisans Tezi), *Kara Harp Okulu Savunma Bilimleri Enstitüsü Harekat Araştırması Ana Bilim Dalı*, Ankara, 1-122.
- Semerci F, Uğur B.S, 2017, Geleneksel Konya evlerinin mimari değerlerinin analiz edilmesi, *Uluslararası Hakemli Tasarım ve Mimarlık Dergisi*, Sayı: 10 Kış – İlkbahar, Doi:10.17365/TMD.2017.1.005.x
- Shibly, K.H., Dey, S.K., Islam, T.U., Rahman, M., 2020, COVID faster r-cnn: a novel framework to diagnose novel coronavirus disease (COVID-19) in X-Ray images, *MedRxiv*, <https://doi.org/10.1101/2020.05.14.20101873>
- Simonyan K. and Zisserman A., 2015, Very deep convolutional networks for large-scale image recognition, *International Conference on Learning Representations (ICLR 2015)*, 1-14.
- Sirinukunwattana, K., Raza, S. E. A., Tsang, Y.-W., Snead, D. R., Cree, I. A. and Rajpoot, N. M., 2016, Locality sensitive deep learning for detection and classification of nuclei in routine colon cancer histology images, *IEEE Transactions On Medical Imaging*, 35 (5), 1196-1206.
- Sözen, M. ve Dülgerler, O. N., 1979, Konya Evlerinden Örnekler, *ODTÜ Mimarlık Fakültesi Dergisi*, Ankara, Cilt:5, Sayı: 1, s.79-100.

- Srivastava N., Hinton G., Krizhevsky A., Sutskever I., Salakhutdinov R., 2014, Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting, *Journal of Machine Learning Research*, 15, 1929-1958.
- Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V. and Rabinovich, A., 2015, Going deeper with convolutions, *IEEE c-Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 1-9.
- Şeker, A., 2017, Derin öğrenme yöntemleri ve uygulamaları hakkında bir inceleme, (Doktora Semineri), *Y.T.Ü Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı*, İstanbul. 1-40
- Şeker, A., Diri, B., Balık H.H., 2017, Derin öğrenme yöntemleri ve uygulamaları hakkında bir inceleme, *Gazi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 3 (3), 47-64.
- Tang, Y., 2013, Deep learning using linear support vector machines, *Computer Science, Mathematics, arXiv: Learning*.
- Uijlings, J.R.R., Van De Sande, K.E.A., Gevers, T., Smeulders, A.W.M., 2013, Selective search for object recognition, *International Journal of Computer Vision*, 104 (2), 154-171.
- Ulusoy, M., 1992, 19. Yy. Konya ev mimarisine Avrupa mimarisinin etkileri, (Basılmamış Yüksek Lisans Tezi), *Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Konya, 1-146.
- Ulusoy, M., 2007, Geleneksel Konya evleri ve Avrupa etkisi, *Konya, Memleket İletişim A.Ş.*
- Ulusoy M. ve Ulusoy H. E., 2015, Kültürel değişim bağlamında konut; Konya örneği, *Artium*, 3 (1), 30-38.
- Ulusoy M. ve Dönmez M.A, 2017, The analysis of Anatolian house in İslamic religion, *Business Economic, Social Science & Humanities (BESSH)*, 413 (25), Dubai, UAE. ISBN: 978-969-683-249-2
- Wang, N., Xuefeng Z., Wang, L. and Zou Z., 2019, Novel system for rapid investigation and damage detection in cultural heritage conservation based on deep learning, *Journal of Infrastructure Systems*, 25 (3).
- Yağcı, F., 2019, Son dönem Osmanlı konutlarında mimari elemanlar, *Restorasyon ve Konservasyon Çalışmaları Dergisi*, 1 (22), 66-75.
- Yaldız, E., ve Parlak, Ö., 2018, Birinci Ulusal Mimarlık Kamu Yapıları, *Social Sciences Studies Journal (SSSJJournal)*, 4(24): 4930-4947. Doi: 10.26449/sssj.947.

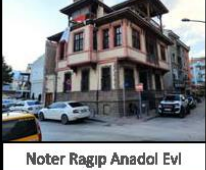
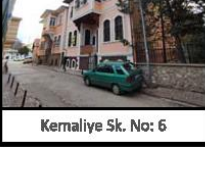
- Yang, S., Fang, B., Tang, W., Wu, X., Qian, J., Yang, W., 2017, Faster R-CNN based microscopic cell detection, *2017 International Conference on Security, Pattern Analysis, and Cybernetics (SPAC)*, 345-350. Shenzhen, China.
- Yazar, N. E., and Kishalı, E., 2019, An example of the effects of the westernization period on the First National Architecture: the Resadiye Numune school, *Journal of Architectural Conservation*, 25 (3), 252-270.
- Yazıcı, B., 2010, 19. Yy. geleneksel Konya konutlarında işlev dönüşümü ve etkileri, (Yüksek lisans tezi), *Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Mimarlık Anabilim Dalı*, Konya. 1-168.
- Zakharova, M., 2017, Automated Coconut Tree Detection In Aerial Imagery Using Deep Learning, (Master Thesis), *Faculty of Engineering Technology, KU Leuven University*, Leuven, 1-56.
- Zeiler M.D., Fergus R., 2014, Visualizing and understanding convolutional networks. *European Conference on Computer Vision (ECCV 2014)*, 8689, 818-833, Springer.
- Zhao D., Li H., 2019, Forward vehicle detection based on deep convolution neural network, *AIP Conference Proceedings*, 2073 (1), 020107 (2019); <https://doi.org/10.1063/1.5090761>
- Zhao R., Li C., Ye S., Fang X., 2019, Butterfly recognition based on Faster R-CNN, *Journal of Physics: Conference Series*, 1176 (3), 1-6.
- Zin, T. T. Phyto, C. N. Tin, P. Hama, H. and Kobayashi, I., 2018, Image technology based cow identification system using deep learning, *International Multi Conference of Engineers and Computer Scientists (IMECS) 2018*. Vol: 1, ISBN: 978-988-14047-8-7

EKLER

EK-1 Algoritmada Kullanılan Geleneksel Konya Evleri

19. Yy. İlk Yarısı Geleneksel Konya Ev Örnekleri				
				
Nakipoğlu Evi	Koyunoğlu Evi	Hasip Dede Evi	Seyit İbrahim Sk. No:5	Seyit İbrahim Sk. No: 13
				
Sarı Hasan Cd. No:24	Durak Fakih Cd. No: 40	Muzaffer Ekmekçi Evi	Sırcalı Mescit Kuzgun Kavak CD. No:19	Köyçeyiz Sk. No:1
				
Topaç Sk. No:4	Güngör Sk. No: 7	Mahmut Dede Sk. No: 14	Celal Sk. No: 7	Koyunoğlu Sk. No: 3
				
Mehmet Kışla Evi Kamuya Açık Veri 1	Kamuya Açık Veri 2	Kamuya Açık Veri 3	Kamuya Açık Veri 4	Kamuya Açık Veri 5
19. Yy. İkinci Yarısı Geleneksel Konya Ev Örnekleri				
				
Kazım-Nesibe Büyüksalvarcı Evi	Tellî Mescit Sk. No: 6	Araplar Cd. No: 42	Kamuya Açık Veri 6	Kamuya Açık Veri 7
				
Karataş Belediyesi Eski Eser Restorasyonu	İlim Yayma Cemiyeti Gençlik Merkezi	Mengüç Cd. No: 27	Tellî Mescit Sk. No: 14	Kamuya Açık Veri 8
				
Köprübaşı Cd. No: 64	Kamuya Açık Veri 9	Kamuya Açık Veri 10	Celal Sk. No: 11	Köprübaşı Cd. No: 52
				
Kültür ve Sanat Evi	Hakim Şükrübey Sk. No: 5	Kamuya Açık Veri 11	Kamuya Açık Veri 12	Kamuya Açık Veri 13

EK-2 Algoritmada Kullanılan Geleneksel Konya Evleri

20. Yy. İlk Çeyreği Geç Osmanlı Dönemi Geleneksel Konya Ev Örnekleri				
				
Sinanlar Evi	Burhanzadeler Evi	Feriha Yıldırım Evi	Recep Altınok Evi	Telli Mescit Sk. No: 15
				
Ömer Ziya Sarıgözel Evi	Şems Cd. No: 62	Meram Çarşı Zabıta Merkez Amirliği	Hakim Evi	Zilyet Candan Evi
				
Fahrettin Altay Paşa Evi	Burhanzadeler Evi	Fahriye Büyükmatur Evi	Mustafa Özdemir Evi Kamuya Açık Veri 14	Rahim Koyuncu Evi
				
Şems-i Tebrizi Sk. No: 16	Hamamcı Bahattin Evi	Kamuya Açık Veri 15	Yalvaçlı Hoca Sk. No: 7	Kamuya Açık Veri 16
				
Gülbiz Kafe Kamuya Açık Veri 17	Abdülminin Sk. No:27	Eflakidede Sk. No: 5	Perihan Özkarakoç Evi	Valiz Mehmetalloğlu Osman Evi
20. Yy. İlk Yarı 1. Ulusal Mimarlık Dönemi Geleneksel Konya Ev Örnekleri				
				
Noter Ragıp Anadolu Evi	Arapoğlu Kostil Evi	Yusuf Şar Konakı	Salt Karaarslan Evi	Akça Konak Evi
				
Köprübaşı Karakolu	Mimarlar Odası	Mümtaz Kuru Evi Kamuya Açık Veri 18	Sultan Hamam Sk. No: 12	Nakipoğlu Taş Konak
				
Cenayian Mektebi	Vedat Özpınar Evi	Kemaliye Sk. No: 5	Kemaliye Sk. No: 6	Yusuf Şar Evi Kamuya Açık Veri 19