



ESKİŞEHİR TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
ESKİŞEHİR TECHNICAL UNIVERSITY

ESKİŞEHİR TEKNİK ÜNİVERSİTESİ YAYINLARI NO : 12
MSTAS2022 I BİLDİRİ KİTABI
ESKİŞEHİR 2022

MSTAS 2022

Mimarlıkta Sayısal Tasarım 22-26 HAZİRAN 2022
XVI. Ulusal Sempozyumu ESKİŞEHİR

SAYISAL EKOSİSTEMLER VE MİMARLIK BİLDİRİ KİTABI

EDİTÖRLER | MEHMET ALİ ALTIN, MEHMET İNCEOĞLU, H.GÜNSELİ DEMİRKOL, ONUR ÜLKER,
FATİH MEHMET ALHAN, TUNA TORUN, SERKAN CAN HATİPOĞLU, İLKNUR KÜÇÜKOĞLU,
BÜŞRA TOPSAKAL, BİRCAN İNAN, BUSE BÖLEK, ÖZLEM GÖK TOKGÖZ
©ESKİŞEHİR TEKNİK ÜNİVERSİTESİ

MSTAS 2022

Mimarlıkta Sayısal Tasarım
XVI. Ulusal Sempozyumu
BİLDİRİ KİTABI

MİMARLIKTA SAYISAL TASARIM XVI. ULUSAL SEMPOZYUMU

MSTAS2022 | SAYISAL EKOSİSTEMLER VE MİMARLIK
24-26 HAZİRAN | ESKİŞEHİR
KÜNYE

Baş Editör

Dr. Öğr. Üyesi Mehmet Ali Altın
Kongre Başkanı

Editörler

Doç. Dr. Mehmet İnceoğlu
Dr. Öğr. Üyesi H. Günseli Demirkol
Doç. Dr. Onur Ülker
Araş. Gör. Fatih Mehmet Alhan
Araş. Gör. Serkan Can Hatipoğlu
Araş. Gör. Tuna Torun
Bircan İnan
Buse Bölek
Büşra Yavuz
İlknur Küçükkoğlu
Özlem Gök Tokgöz

Düzenleme Kurulu

Dr. Öğr. Üyesi Mehmet Ali Altın
Doç. Dr. Mehmet İnceoğlu
Dr. Öğr. Üyesi H. Günseli Demirkol
Prof. Dr. Arzu Gönenç Sorguç
Prof. Dr. Birgül Çolakoğlu
Prof. Dr. Mine Özkar
Doç. Dr. Onur Ülker
Doç. Dr. Serbülent Vural
Doç. Dr. Neşe Çakıcı Alp
Araş. Gör. Fatih Mehmet Alhan
Araş. Gör. Serkan Can Hatipoğlu
Araş. Gör. Tuna Torun
Bircan İnan
Buse Bölek
Büşra Yavuz
İlknur Küçükkoğlu
Özlem Gök Tokgöz

Editöryal Sekreteryası

Dr. Öğr. Üyesi Mehmet Ali Altın

Mizanpaj

Araş. Gör. Fatih Mehmet Alhan

Kapak Tasarımı

Araş. Gör. Fatih Mehmet Alhan

Düzenleyen

Eskişehir Teknik Üniversitesi, Mimarlık ve Tasarım
Fakültesi, Mimarlık Bölümü ve İç Mimarlık Bölümü
tarafından düzenlenmiştir.

© Eskişehir Teknik Üniversitesi

Bu kitabın her hakkı saklıdır ve tüm yayın hakları
"Eskişehir Teknik Üniversitesi Rektörlüğü'ne" aittir.
Bu kitabın herhangi bölümü yayınevini izni
olmaksızın yayınlanamaz, basılamaz, mikrofilme
çekilemez dolaylı dahi olsa kullanılamaz. Teksir,
fotokopi veya başka teknikte çoğaltılamaz,
bilgisayarda dizgi makinalarında işlenebilecek
ortama aktarılamaz. Kitapta yayınlanan tüm yazı
ve görsellerin sorumluluğu yazar/ yazarlara aittir.
Eskişehir Teknik Üniversitesinin 24/10/2022 tarihli
ve 2/1 nolu kararı ile yayınlanmıştır.

ISBN: 978-605-73552-3-2

Energy Performance Prediction in Workshop and Manufacturing Spaces by Artificial Neural Networks-Based Numerical Design Model

Gonca Özer Yaman¹ ; Cemre Kılınç² ; Süleyman İpek³ ; Murat Oral⁴ 

¹Bingol University; ²Bingol University; ³Bingol University; ⁴Konya Technical University

¹gozer@bingol.edu.tr ²ckilinc@bingol.edu.tr ³sipek@bingol.edu.tr ⁴moral@ktun.edu.tr

Abstract

In heating energy consumption, in which the amount of energy need for heating the existing or newly designed buildings is determined, preparation and implementation of the renovation project based upon the determination of saving that can be achieved by energy-saving measures for existing buildings and achieving saving in heating energy consumption by making an optimum architectural design for newly designed buildings are the most basic principles that people working on in this context should adhere to. Thereby, the monthly and accordingly the annual heating energy need of the building is calculated with determining both the heating energy need and the possible heating energy loss amounts in the buildings. In these calculations, the thermal conductivity coefficients and thickness of the materials used (or to be used) in the building are the most basic parameters. On the other side, the total area of windows that will allow the building to benefit from solar energy and their directions in the building facades are also used in the calculations as input parameters. Besides, the internal heat gains of the building (by cooking, obtaining hot water, lighting, device and people heating the environment), the gross volume of the building that is heated, and the total area of facades that will experience heat loss are the parameters employed in the determination of the annual heating need. In this context, there are standards that are currently used in calculating the annual heating energy need of buildings in our country. In general, the most common standard used for this purpose is TSE 825, which covers a wide variety of buildings. However, as it can be seen when the standard is examined, the calculation of the annual heating energy need of any building requires a lot of processing, and also, it often makes the processes difficult by referring to various formulas, tables, and standards. Therefore, the aim of this study is to develop a user-friendly design model based on artificial neural networks, one of the most common soft computing methods, to be used in calculations. In this context, the annual energy needs of small, medium, and large-scaled workshops with various features such as material type, amount of windows, and building orientation have been determined by using this standard, which is currently employed in our country, and a numerical design model was developed to be used in calculating the annual energy need of such buildings using the basic parameters influencing this energy need. Considering the estimation performance of the developed design model, it is understood that it is possible to develop an artificial neural network-based numerical design model using a data repository that is constituted by all building types and material properties within the scope of this standard.

Keywords: Heating energy need, Design model, TSE 825, Artificial neural networks

1. Giriş

Enerji tasarrufu ve çevrenin korunması toplumların karşı karşıya olduğu en kritik konular arasındadır (Li, Wang ve Cheung, 2018). Özellikle yapı sektörünün enerji ihtiyacı birçok ülkede toplam enerji tüketiminin büyük bir kısmını oluşturmaktadır (Yildiz ve Arsan, 2011). Binalarda kullanılan enerji, dünyada kullanılan toplam enerjinin %40'ından fazlasını oluşturmaktadır (ECD, 2003). Bu bağlamda, inşaat sektörünün yüksek enerji tüketiminin nedenleri, kontrolsüz kentleşme, bina inşaat faaliyetleri sırasında harcanan enerji ve binalarda yetersiz enerji tasarrufu önlemleri olarak gösterilebilir (Yildiz ve Arsan, 2011). Fosil yakıtların kaybı ve iklim değişikliği inşaat sektöründe enerji tüketiminin azaltılmasını oldukça önemli kılmaktadır (Lee ve ark., 2013).

Binaların enerji kullanımını azaltmak için sıfır/düşük enerjili binalar giderek daha önemli hale gelmektedir (Li, Wang ve Cheung, 2018). Tasarımcılar, konfor ve kalite koşullarını sağlarken binalarının enerji verimliliğini artıracak çözümler de aramaktadırlar. Bu kapsamda, Wetter ve Polak (2004), bir ofis binasının yıllık enerji tüketimini en aza indirmeyi amaçlamış ve bina tasarımını optimize etmek için bir algoritma kullanmıştır. Öte yandan, Jia ve ark. (2021), yüksek katlı konut binalarının soğutma yükünü tahmin etmek için makine öğrenimi tabanlı 30 nöronlu bir YSA modeli geliştirmişlerdir. Heiselberg ve ark. (2009), sürdürülebilir binalar tasarlamak ve seçilen binaların enerji tüketimini azaltmak için önemli parametreler bulmuşlardır. Attia ve ark. (2013), sıfır enerjili bina tasarımı için mevcut bina performansı optimizasyon araçlarını araştırmışlardır. Benzer şekilde, Magnier ve Haghighat (2010), yapay sinir ağları ve genetik algoritmalar kullanarak bina tasarımının çok amaçlı optimizasyonunu gerçekleştirmiştir. Yine Choudhary ve ark. (2003) yaptıkları çalışmada, bina performansını optimize etmek için hiyerarşik bir tasarım çerçevesi geliştirmişlerdir. Wright ve Mourshed (2009) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, güneye yönlendirilen pencerelerin boyutu, sayısı ve konumu enerji verimliliği açısından genetik algoritma ile optimize edilmiştir. Wang et al. (2005), yeşil bina tasarım optimizasyonu için genetik algoritmalar uygulamıştır. Doğal olarak havalandırılan ofis binalarında ısı konfor üzerinde etkili olan parametrelerin olduğu M.S. de Wit (2001) tarafından belirlenmiştir. Dominguez-Munoz ve ark. (2010), binalardaki pik soğutma yüklerinin hesaplanmasında temel faktörleri bulmak için bir duyarlılık analizi yapmışlardır. Koo ve ark. (2014), bina kabuğu gibi bina bileşenlerinin optimal konfigürasyonlarını belirlemek için enerji simülasyon yazılımı ile birlikte algoritmalar ve algoritmik modeller kullanmıştır.

Şimdiye kadar yapılan birçok çalışma, binalarda enerji performansının iyileştirilmesinin, bina tasarım parametrelerine odaklanılarak sağlanabileceğini göstermiştir (de Wilde, Augenbroe ve van der Voorden, 2002). Türkiye'de inşaat sektörü 2001 yılında 25.793 milyon ton enerji tüketimi ile en büyük ikinci enerji tüketicisi olmuştur (Oğulata, 2002). Yapılan araştırmada, Türkiye'de binalarda kullanılan enerji miktarı Avrupa Birliği ülkeleri düzeyine indirilirse ortalama %30 ila %40 arasında enerji tasarrufunun mümkün olduğunu göstermektedir (ÇŞB, 2015). Bu nedenle Türkiye'de bulunan binalarda enerji ihtiyacının azaltılması önemli bir konudur. Binalarda enerji ihtiyacı bina tasarım aşamasında entegre edilmekte, tasarım aşamasında alınan kararlar ile bu ihtiyaç azaltılabilmektedir.

Bilgisayarlar ve oluşturdukları sistemler her disiplinde olduğu gibi mimarlık alanını da etkilemektedir. Son yıllarda bu gelişmeler, mimari tasarımın kuramsal alt yapısını ve söylemlerini değiştirmektedir. Bilgisayar destekli çizimin olağan bir hal aldığı mimarlık disiplini, paket programları değiştirerek ve yazılımlara çeşitli eklemeler yaparak bilgisayar destekli tasarımın sınırlarını aramaktadır (Çılık, 2008). Bilgisayarlar yardımıyla yapılan sayısal mimarlık uygulamaları ile geleneksel mimarlık uygulamaları arasındaki en büyük ayrım tasarım ve üretim sürecinin hesaplanabilir veriler ile gerçekleştirilebilmesidir. Bilgisayarların altyapısındaki algoritmik yapı tasarımcıya geleneksel tasarım yöntemlerinden farklı imkanlar sunmaktadır (Özden, 2011). Bilgisayar teknolojilerinde yaşanan gelişmeler doğrultusunda son yıllarda yapay zekâ ve makine öğrenmesi kavramları sıklıkla karşımıza çıkmaktadır. Yapay zekâ kavramını, "zeki" olarak nitelendirilen canlıların yapabildiği şeyleri, makinelerin yapması olarak tanımlamak mümkündür (Yıldırım ve Demirarslan, 2020).

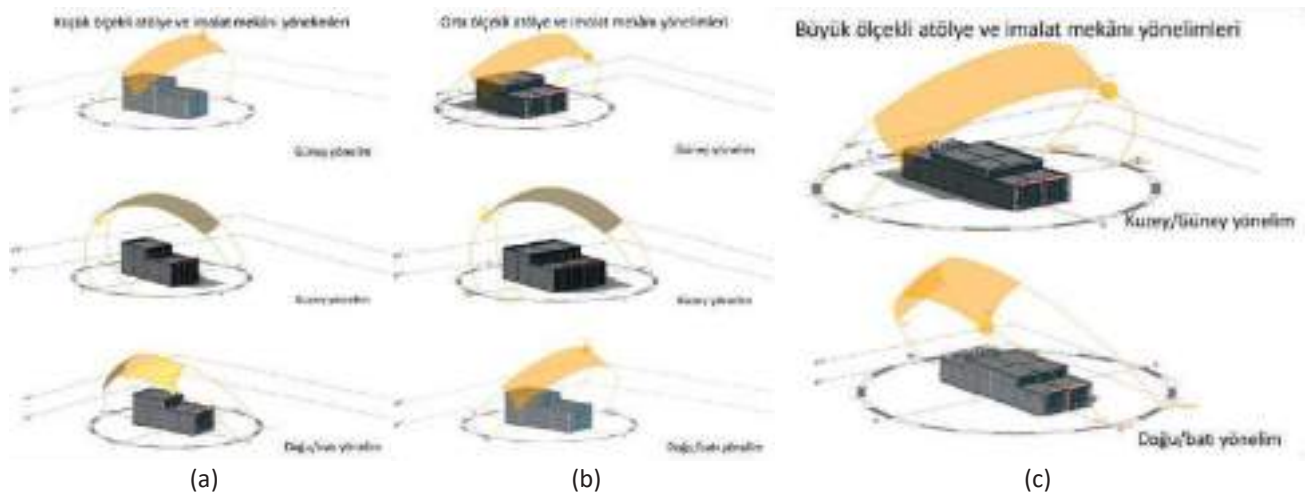
Binaların enerji ihtiyacının belirleyen birçok tasarım parametresi vardır. Bu çalışmada, hem bina ve pencere boyut ve yönlenme özellikleri hem de malzeme özelliklerine göre atölye ve imalat mekanlarının yıllık ısıtma enerjisinin doğru bir şekilde tahmini için bir yapay zekâ yöntemi olan yapay sinir ağları (YSA) kullanılarak sayısal bir model geliştirilmesi amaçlanmıştır. Bu model ile uzun hesaplama süreçleri gerektiren binaların enerji ihtiyacı tasarım aşamasında tahmin edilerek kolayca uygun sonuçlar üretmeye yardımcı olacak bir sayısal tasarım modeli şeklinde ortaya konmuştur.

2. Yöntem

2.1. Veri Setinin Tanımlanması

YSA tabanlı sayısal tasarım modelinin geliştirilmesinde kullanılmak üzere 128 farklı özelliklere sahip atölye ve imalat mekânının yıllık ısıtma enerjisi ihtiyacı TSE 825 (2013)'e göre belirlendi. Oluşturulan bu veri havuzunda, mekânın ısıtma enerjisi ihtiyacı üzerinde önemli bir etkisinin olduğu düşünülen ve aşağıda madde madde sunulan 8 etken girdi değişkenleri olarak belirlendi.

- Atölye ve imalat mekânının toplam alanı, A (m²)
- Atölye ve imalat mekânının yönlenme özelliği, Y (**Şekil 1**)
- Güneye yönlendirilmiş pencere alanı, A_{pg} (m²)
- Kuzeye yönlendirilmiş pencere alanı, A_{pk} (m²)
- Doğu ve batıya yönlendirilmiş pencere alanı, A_{pdb} (m²)
- Duvar alanı, A_d (m²)
- Tavan veya taban alanı, A_t (m²)
- Isıl geçirgenlik katsayısı, U (W/m².K)



Şekil 1: Atölye ve imalat mekânlarının cephe yönelimleri: (a) küçük ölçekli (320.01 m²), (b) orta ölçekli (517.57 m²) ve (c) büyük ölçekli (923.14 m²) (Yazarlar tarafından hazırlanmıştır)

Oluşturulan bu veri havuzunda A, A_{pg}, A_{pk}, A_d ve A_t için 3 farklı koşul göz önünde bulundurulurken, Y ve A_{pdb} için 4 farklı durum dikkate alındı. Ayrıca U için ise 1-2, 2-3 ve 3-4 aralığında katsayılar olacak şekilde 3 farklı aralıkta ısı geçirgenlik katsayısı verecek malzeme tipi ve yoğunluğu belirlendi. Bu amaçla betonarme, farklı yoğunluklarda bims blok ve delikli tuğla malzemesi seçilmiş olup bu malzemeler ile örülmüş duvarın ısı geçirgenlik katsayısı aşağıdaki denklem aracılığıyla belirlenmiştir:

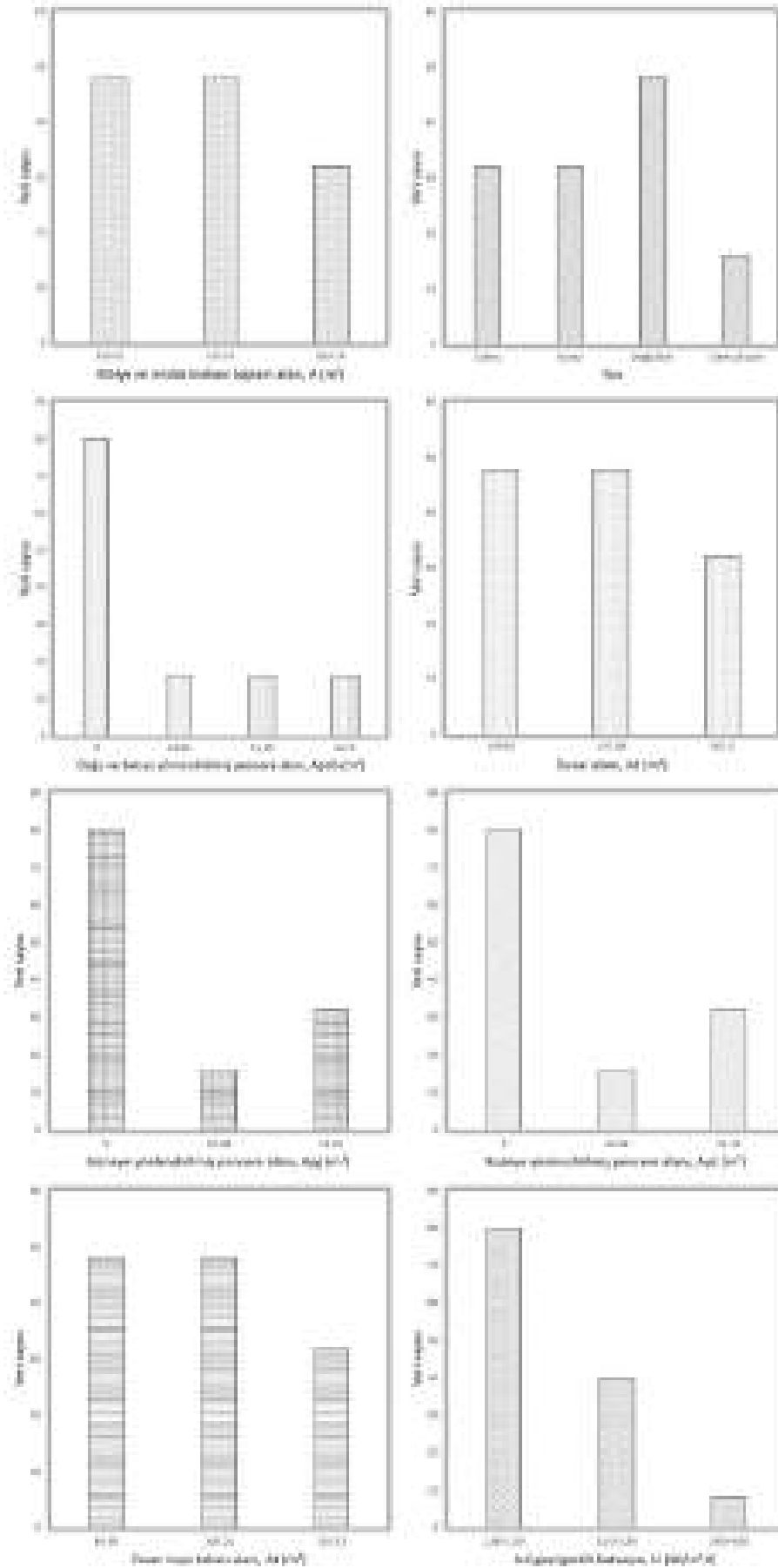
$$U = \frac{1}{R_{si} + R + R_{se}} \quad (1)$$

burada R_{si}, R ve R_{se} sırasıyla iç yüzey, duvar ve dış yüzey ısı dirençleridir ve R aşağıdaki eşitlik ile hesaplanabilir.

$$R = \frac{d_1}{\lambda_1} + \frac{d_2}{\lambda_2} + \dots + \frac{d_n}{\lambda_n} \quad (2)$$

burada d ve λ sırasıyla katman kalınlığı ve o katmandaki malzemenin termal iletkenlik katsayısıdır.

Girdi parametrelerinin çalışma kapsamında göz önünde bulundurulmuş koşullarına göre dağılımları **Şekil 2'**de sunulmaktadır. Bu girdi parametrelerinin %75'i (96 tanesi) sayısal tasarım modelinin geliştirilmesinde geriye kalan %25'i (32 tanesi) ise geliştirilen modelin testinde kullanıldı. Veri setinin eğitim ve test alt veri setlerine ayrılması işlemi gelişigüzel bir şekilde yapılmış olup, alt veri setlerinin birbirini temsil etmesine de dikkat edilmiştir.



Şekil 2: Geliştirilen YSA modelinin yapısı (Yazarlar tarafından hazırlanmıştır)

2.2. Yapay Sinir Ağlarına Genel Bakış

İnsan beyninden ilham alınarak geliştirilen yapay sinir ağları, daha önce hiç görülmemiş örneklerle karşılaştığında biyolojik sinir ağlarını taklit eden, bilgiyi toplayan, genelleştiren ve daha sonra örnekler hakkında karar veren bilgisayar programlarıdır (Ergezer, Dikmen ve Özdemir, 2003; Elmas, 2003). Nöronlar arasındaki sinaptik bağlantılar biyolojik sistemlerde öğrenme sürecini yönetir. Ancak YSA'da geri yayılıma dayalı eğitim süreci üç aşamadan oluşmaktadır (Schalkoff, 1997): (i) girdi eğitim modeli ileriye doğru ilerler, (ii) ilgili hatalar hesaplanır ve geriye doğru yayılır ve (iii) ağırlıklar düzenlenir. Bu süreci yönetmek için çok çeşitli optimizasyon yöntemleri kullanılabilir. Önceki katmanların ağırlıkları, Şekil 3'te (Hebb, 1949; Haykin, 2000; Susac ve ark., 2005) gösterildiği gibi, hedef değer ile ağırlık çıkışı arasındaki hatanın geri yayılımı ile modernize edilir. Bu çalışmada, tasarım modelinin geliştirilmesinde yumuşak hesaplama aracı olarak bir sinirsel-bulanık (nf aracı) ve sinirsel-ağ (nn aracı) araçları sağlayan MatlabV.R2017 kullanılmıştır (Mathworks, 2018).

Bayas değerleri, Denklem 3'de verildiği gibi sapma değeri ile gerçek girdi verileri arasında herhangi bir etkileşim olmaması nedeniyle aktivasyon verilerini sağa veya sola doğru değiştirerek çıkış verilerinin daha iyi oturması için tasarım modelinde kullanılır.

$$P_k = \sum_{j=1}^n w_{j,k} I_j + Bias_k \quad (3)$$

Ayrıca, Şekil 4'ün matematiksel gösterimi, genelleştirilmiş cebirsel matris işlemi kullanılarak Denklem 4'de sunulmuştur.

$$Q_k = [w_{11} w_{21} \dots w_{m1} w_{12} \dots w_{1n} \dots w_{mn}]_{m \times n} [i_1 i_2 i_3 i_4 i_5 i_6]_{n \times 1} + [Bias_1 Bias_2 \dots Bias_m]_{m \times 1} = [Q_1 Q_2 \dots Q_m]_{m \times 1} \quad (4)$$

Sonuçları tahmin etmek için nf aracı, -1 ile 1 arasında normalleştirilmiş değerleri kullanarak model geliştirme süreçlerini yönetir. Bu nedenle girdi parametrelerinin normalize edilmiş değerlerinin hesaplanmasında Denklem 5 kullanılmaktadır.

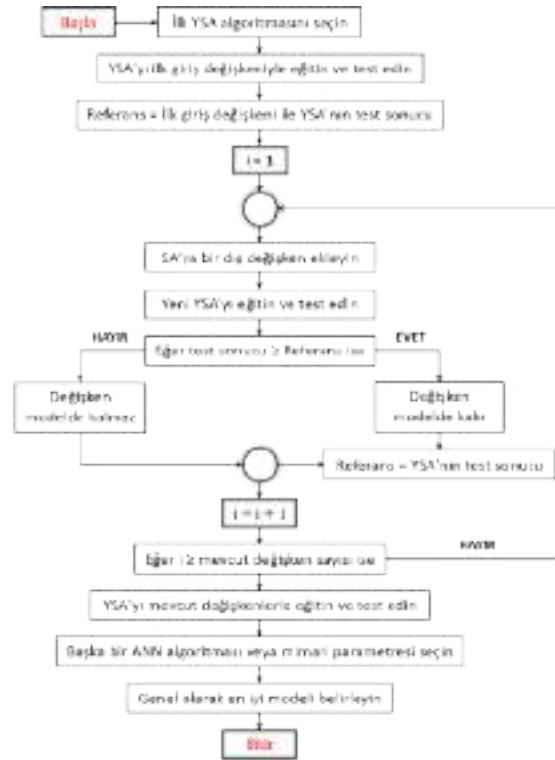
$$\beta_{norm} = a\beta + b \quad (5)$$

Normalizasyon katsayılarının (a ve b) belirlenmesinde aşağıdaki ifadeler kullanılmıştır:

$$a = \frac{2}{\beta_{max} - \beta_{min}} \quad (5a)$$

$$b = -\frac{\beta_{max} + \beta_{min}}{\beta_{max} - \beta_{min}} \quad (5b)$$

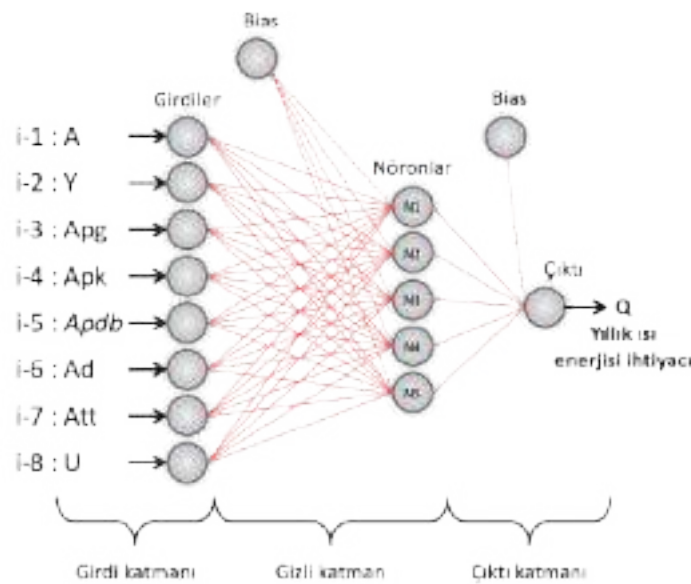
Her giriş parametresinin maksimum ve minimum değerleri kullanılarak her biri için a ve b katsayıları belirlenir. Normalizasyon parametreleri kullanılarak en yüksek sayısal değer 1, en düşük değer ise -1 olur. Modelin oluşturulmasından sonra, nf aracı sonuçları tekrar normalleştirilmiş biçimde sağlar. Bu nedenle, normalize edilmemiş sonuçlara ulaşmak için, normalize edilmiş değerlerin hesaplanmasında kullanılan a ve b katsayıları, sonuçları normalize edilmemiş hale getirmek için de kullanılır.



Şekil 3: İleri yöntemlerde YSA mimarisi ve model seçimi (Susac ve ark., 2005) (Yazarlar tarafından Türkçeye çevrilmiştir)

2.3. YSA Tabanlı Modelin Üretilmesi

YSA tabanlı sayısal tasarım modeli, modelin eğitiminde Bayesian Düzenleme geri yayılım algoritması kullanılarak oluşturulmuştur. Ayrıca sayısal modelin aktivasyon fonksiyonu olarak tanjant hiperbolik seçilmiştir. Giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanındaki düğüm sayısı sırasıyla 8, 5 ve 1 olarak belirlenmiştir. Çıkış katmanı aracılığıyla atölyelerin yıllık ısınma enerjisi ihtiyacının belirlenmesi amaçlandı. Bahsedilen katman ve düğümler baz alınarak bu modelde üretilen sinir ağı yapısı Şekil 4'te gösterilmiştir. Ayrıca giriş ve çıkış parametreleri için maksimum ve minimum gerçek değerler ve normalizasyon katsayıları Tablo 1'de verilmiştir. YSA tarafından geliştirilen sayısal modelin basitleştirilmiş denklemi ve yapısal formülü sırasıyla Denklem 6 ve 7'de verilmiştir.



Şekil 4: Geliştirilen YSA modelinin yapısı (Yazarlar tarafından hazırlanmıştır)

Sonuç olarak, Denklem 7'ye göre hesaplanan Q_{YSA} değerleri, **Tablo 1**'de verilen normalizasyon katsayıları ve Denklem 5 kullanılarak de-normalize edilmesi gereken normalleştirilmiş formdadır.

Girdi ve çıktı değişkenleri	Normalizasyon parametreleri			
	β_{min}	β_{max}	a	b
A (m ²)	320,01	923,14	0,00332	-2,0612
Y	1	4	0,66667	-1,6667
A_{pg} (m ²)	0	31,15	0,06421	-1,0
A_{pk} (m ²)	0	31,15	0,06421	-1,0
A_{pdb} (m ²)	0	62,30	0,0321	-1,0
A_d (m ²)	159,85	282,5	0,01631	-3,6066
A_t (m ²)	80,85	320,32	0,00835	-1,6752
U (W/m ² .K)	1,225399	3,0192132	1,11494	-2,3663
Q_{TSE} (kW.h)	43418,2	180073,1	0,0000146	-1,6354

Tablo 1: Veri tabanı için normalizasyon katsayıları (Yazarlar tarafından hazırlanmıştır)

$$Q_{YSA} = Bias_{\text{çıktı katmanı}} + \sum_{k=1}^m W_k f(Q_k) \quad (6)$$

$$Q_{YSA} = -0.00056841 - 0.23812 \tanh \tanh (Q_1) + 0.65527 \tanh \tanh (Q_2) - 0.3973 \tanh \tanh (Q_3) - 0.27936 \tanh \tanh (Q_4) - 0.44579 \tanh \tanh (Q_5) \quad (7)$$

Bu çalışmada önerilen YSA modeli için $Bias_{\text{çıktı katmanı}}$, -0.30953 olduğu ve $Q_1, Q_2, Q_3, Q_4,$ ve Q_5 normalleştirilmiş formdaki çıktı parametreleridir. Aşağıdaki cebirsel matris (Denklem 8) ve eşitlik (Denklem 9) sırasıyla çıkış parametrelerini ve tanjant hiperbolik değerini hesaplamak için kullanılmıştır.

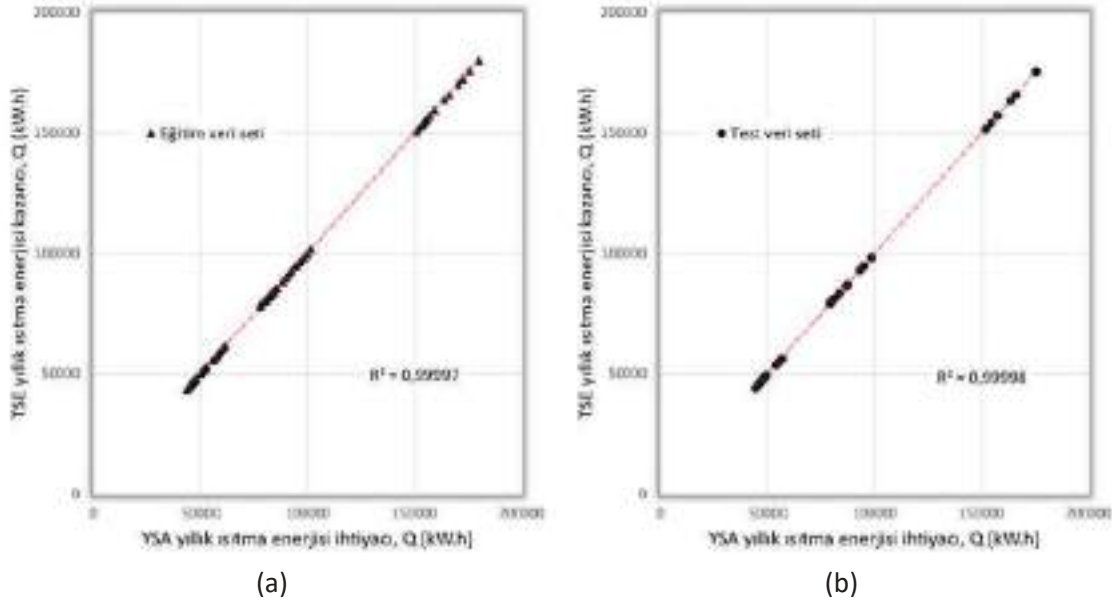
$$\begin{bmatrix} -0.047278 & 0.025803 & 0.034145 & -0.08135 & -0.017361 & -0.043695 & -0.048011 & - \\ 0.09468 & 0.33496 & 0.0072889 & 0.0093901 & 0.011547 & 0.020188 & 0.31374 & 0.33931 & -0.11903 & -0.14907 & -0.044497 & - \\ 0.016168 & -0.058794 & -0.16635 & -0.14146 & -0.15062 & - \\ 0.16479 & 0.12477 & 0.00071805 & 0.043751 & 0.046455 & 0.08648 & 0.126 & 0.12452 & -0.35159 & -0.16615 & 0.03781 & -0.12723 & - \\ 0.08371 & -0.13955 & -0.15848 & -0.16772 & -0.17221 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A & Y & A_{pg} & A_{pk} & A_{pdb} & A_d & A_t & U \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.0016071 & 0.32123 & 0.10678 & - \\ 0.047961 & 0.14321 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Q_1 & Q_2 & Q_3 & Q_4 & Q_5 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\tanh \tanh (x) = \frac{2}{1-e^{-2x}} - 1 \quad (9)$$

3. Bulgular ve Tartışma

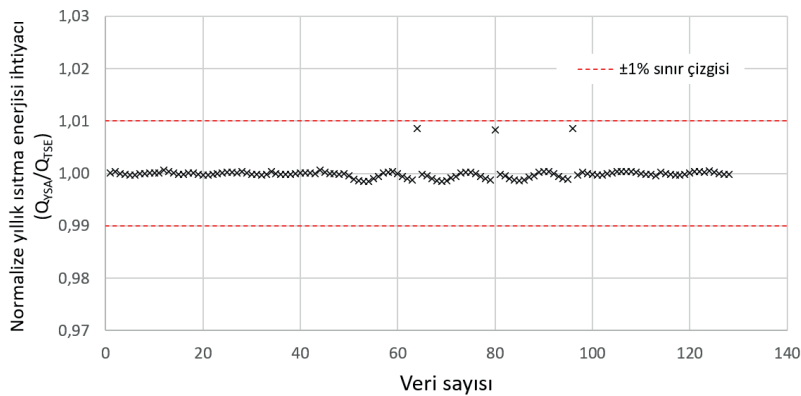
YSA yöntemi kullanılarak geliştirilen sayısal tasarım modelinin eğitim ve test alt veri setlerinin atölye ve imalat mekanlarının yıllık ısıtma enerjisi ihtiyacını tahmin performansı **Şekil 5a** ve **5b**'de sırasıyla gösterilmektedir. Görüldüğü üzere eğitim veri seti kullanılarak geliştirilen sayısal tasarım modeli TSE standardından elde edilen yıllık ısıtma enerjisi ihtiyacını tahmin etme hususunda belirleme katsayı (R^2) göz önünde bulundurulduğunda çok iyi bir performans sergilemiştir. Burada modelin performansını değerlendirmede kullanılan R^2 değeri bu tarz durumlarda 0 ile 1 arasında bir değere sahip olabilir. R^2 değerinin 0 olması durumu, mevcut değerler ve model tarafından tahmin edilen değerler arasında hiç ilişkinin olmadığı anlamına gelirken, R^2 'nin 1 olması durumu ise bahsi geçen değerler arasında tam bir uyuşmanın olduğu anlamına gelir. Bundan ötürü, geliştirilen sayısal tasarım model için belirlenen R^2 değerinin 1'e çok yakın olması modelin yüksek doğruluk ve güvenilirlikle yıllık ısıtma enerjisini tahmin ettiğini göstermektedir. Ayrıca oluşturulan veri setinin %25'lik bir kısmı geliştirilen sayısal tasarım modelin test edilmesinde kullanılmak üzere ayrı tutulmuştu. Burada, **Şekil 5b**'de, TSE'den elde edilen ısıtma enerjisi değerlerine karşılık YSA'dan elde edilen değerler arasındaki ilişki gösterilmektedir. Değerler arasındaki yüksek korelasyon ($R^2=0.99998$) geliştirilen sayısal tasarım

modelinin tahmin performansının yüksek ve sonuçların da güvenilir ve tutarlı olduğunu göstermektedir.



Şekil 5: YSA sayısal tasarım modelinin atölye ve imalat mekanlarının yıllık ısıtma enerjisi ihtiyacı tahmin performansı: (a) eğitim ve (b) test alt veri setleri (Yazarlar tarafından hazırlanmıştır)

Ayrıca YSA tekniği kullanılarak geliştirilen sayısal tasarım modelinden elde edilen atölye ve imalat mekanlarının yıllık ısıtma enerjisi ihtiyaçları TSE'den elde edilenlere göre normalize edilerek **Şekil 6**'da sunulmuştur. Buradaki temel amaç model aracılığıyla elde edilen ısıtma enerjisi ihtiyacı değerlerini TSE'ye göre belirlenenlerle mukayese edip, oluşan hata miktarını grafiksel olarak sunmaktır. Bu amaçla çalışma kapsamında %1'lik hata payı tercih edilmiş olup normalize değerlerin bu hata payına göre dağılımı gösterilmiştir. Şekilden de anlaşılacağı üzere çalışma tüm normalize yıllık ısıtma enerjisi ihtiyacı değerleri $\pm 1\%$ sınır değerleri içinde yer almakta olup neredeyse tamamı 1,0 değeri etrafında kümelenmiştir. Bu da geliştirilen sayısal tasarım modelinin, atölye ve imalat mekanlarının yıllık ısıtma enerjisi ihtiyacını tahmin ederken TSE'den neredeyse hiç sapma göstermediği anlamına gelmektedir. Bundan dolayı da geliştirilen sayısal tasarım modelinin bu bağlamda güvenilir bir şekilde kullanılabileceği ifade edilebilir.



Şekil 6: Atölye ve imalat mekanlarının normalize yıllık ısıtma enerjisi ihtiyaçları (Yazarlar tarafından hazırlanmıştır)

Geliştirilen sayısal tasarım modelinin tahmin performansı, normalize değerler nezdindeki hata değerlendirmesine ek olarak ortalama yüzde mutlak hata (MAPE), ortalama kare hata (MSE) ve kök ortalama kare hata (RMSE) gibi çeşitli istatistiksel parametreler kullanılarak da değerlendirilmiştir. Bu kapsam hesaplanan değerler **Tablo 2**'de sunulmuştur. Tabloda verilen değerler incelendiğinde görüleceği üzere geliştirilen sayısal tasarım modeli, çok düşük bir hata payıyla bu tarz mekanların enerji performansını tahmin edebilmektedir. Böylesi düşük seviyede hata payına sahip olması da

hem modelin güvenilirliğini hem de kullanılabilirliğini arttırmaktadır.

İstatistiksel parametre	MAPE	MSE, (kW.h) ²	RMSE, kW.h
YSA sayısal tasarım modeli			
Eğitim alt veri seti	0,063	17225	131,2
Test alt veri seti	0,037	2257	47,5
Tüm veri seti	0,057	13600	116,6

Tablo 2: Geliştirilen YSA tabanlı sayısal tasarım modelinin performans metrikleri (Yazarlar tarafından hazırlanmıştır)

4. Sonuçlar

Yukarıda sunulan bulgular ışığında aşağıdaki sonuçlara varılabilir:

- YSA kullanılarak atölye ve imalat mekanlarının yıllık ısıtma enerji ihtiyacı çok kolay bir şekilde tahmin edilebilmektedir.
- Geliştirilen sayısal tasarım model için belirlenen R² değerinin 1'e çok yakın olması modelin yüksek doğruluk ve güvenilirlikle yıllık ısıtma enerjisini tahmin ettiğini göstermektedir.
- YSA tabanlı sayısal tasarım modelinin, atölye ve imalat mekanlarının yıllık ısıtma enerjisi ihtiyacını tahmin ederken TSE'den neredeyse hiç sapma göstermediğini göstermektedir.
- Çalışma kapsamında geliştirilen tasarım modeli, çok düşük bir hata payıyla bu tarz mekanların enerji performansını tahmin edebilmektedir.
- Çalışma, YSA yönteminin mekanların enerji performansını tahmin etme noktasında güvenilir ve gerçekçi bir yaklaşım olduğunu gösterdi. Ayrıca olası bütün mekan çeşidi, yönelim, malzeme vb. senaryolara sahip mekanların yıllık ısıtma enerjisi ihtiyaçları belirlenerek oluşturulan daha geniş bir veri setiyle, bütün mekanların enerji performansını tahmin eden bu çalışmada sunulan modele benzer ama daha kapsayıcı bir YSA tabanlı sayısal tasarım modeli elde edilebilir.

KAYNAKLAR

- Attia, S., Hamdy, M., O'Brien, W., Carlucci, S. (2013). Assessing gaps and needs for integrating building performance optimization tools in net zero energy buildings design. *Energy and Buildings*, 60, 110-124. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2013.01.016>
- Choudhary, R., Malkawi, A., Papalambros, P. Y. (2003, August 11-14). A hierarchical design optimization framework for building performance analysis, Proceedings of the Eight International Building Performance Simulation Association (IBPSA) Conference, Eindhoven, Netherlands, (pp. 179-186). http://www.ibpsa.org/proceedings/BS2003/BS03_0179_186.pdf
- Çıltık, A. (2008). *Sayısal tasarım kavramları ve algoritmik düşüncenin mimari tasarıma etkileri*. Master's thesis, Yıldız Teknik Üniversitesi.
- ÇŞB. (2015). Thermal insulation application guide. Ankara: Ministry of Environment and Urbanization, 2-3.
- de Wilde, P., Augenbroe, G., van der Voorden, M. (2002). Design analysis integration: supporting the selection of energy saving building components. *Building and Environment*, 37, 807-816. [https://doi.org/10.1016/S0360-1323\(02\)00053-7](https://doi.org/10.1016/S0360-1323(02)00053-7)
- de Wit, M.S. (2001). *Uncertainty in predictions of thermal comfort in buildings*. Doctoral dissertation, Technical University Delft.
- Dominguez-Munoz, F., Cejudo-Lopez, M. J. (2010). Carrillo-Andres A. Uncertainty in peak cooling load calculations. *Energy and Buildings*, 42(7), 1010e8. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2010.01.013>
- ECD. (2003). Directive, 2002/91/Ec of the european parliament and of the council of 16 December 2002 on the energy performance of buildings, 65–71.
- Elmas, Ç. (2003). Yapay sinir ağları. *Seçkin Yayıncılık*, Ankara, 21-39. (In Turkish)
- Ergezer, H., Dikmen, M., Özdemir, E. (2003). Yapay sinir ağları ve tanıma sistemleri. *Pivolka*, 14-17. (In Turkish)
- Haykin, S. (2000). Neural networks: a comprehensive foundation. *New Jersey: Macmillan College Publications Cooperation*.
- Hebb, D. O. (1949). The organization of behavior. New York: John Wiley and Sons Inc.
- Heiselberg, P., Brohus, H., Hesselholt, A., Rasmussen, H., Seinre, E., Thomas, S. (2009). Application of sensitivity analysis in design of sustainable buildings. *Renewable Energy*, 34:2030e6. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2009.02.016>
- Jia, B., Hou, D., Kemal, A., Hassan, I. G., Wang, L. (2021). Developing machine-learning meta-models for high-rise residential district cooling in hot and humid climate. *Journal of Building Performance Simulation*, 1-21, <https://doi.org/10.1080/19401493.2021.2001573>

- Koo, C., Park, S., Hong, T., Park, H. S. (2014). An estimation model for the heating and cooling demand of a residential building with a different envelope design using the finite element method, *Applied Energy*, 115, 205-215. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2013.11.014>
- Lee, J., Kim, J., Song, D., Jang, C. (2013). Impact of external insulation and internal thermal density upon energy consumpti. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 75, 1081-1088. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.11.087>
- Li, H., Wang, S., Cheung, H. (2018). Sensitivity analysis of design parameters and optimal design for zero/low energy buildings in subtropical regions. *Applied Energy*, 228, 1280-1091. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.07.023>
- Magnier, L., Haghghat, F. (2010). Multiobjective optimization of building design using TRNSYS simulations, genetic algorithm, and artificial neural network. *Building and Environment*, 45(3), 739-746. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2009.08.016>
- MathWorks. (2018). MatlabV.R2017. <http://www.mathworks.com/help/>
- Oğulata, T. R. (2002). Sectoral energy consumption in Turkey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 6(5), 471-480. [https://doi.org/10.1016/S1364-0321\(02\)00012-6](https://doi.org/10.1016/S1364-0321(02)00012-6)
- Özden, O. (2011). *Sayısal mimarlık uygulamalarının yapım süreçlerinin irdelenmesi*. Master's thesis, Dokuz Eylül Üniversitesi.
- Schalkoff, R. J. (1997). *Artificial neural networks*. Columbus: McGraw-Hill.
- Susac, M. Z., Sarlija, N., Bencic, M., Tortorelli, S. (2005). Selecting neural network architecture for investment profitability predictions. *Journal of Information and Organizational Sciences*, 29(2), 83-95. <https://hrcak.srce.hr/78281>
- TSE 825. (2013). Binalarda ısı yalıtım kuralları. *Türk Standardları Enstitüsü*, Ankara, Türkiye. (In Turkish)
- Wang, W., Zmeureanu, R., Rivard, H. (2005). Applying multi-objective genetic algorithms in green building design optimization. *Building and Environment*, 40(11), 1512-25. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2004.11.017>
- Wetter, M., Polak, E. (2004). A convergent optimization method using pattern search algorithms with adaptive precision simulation. *Building Services Engineering Research and Technology*, 25, 327-338. <https://doi.org/10.1191/0143624404bt097oa>
- Wright J, Mourshed M. (2009, July 27-30) Geometric optimization of fenestration. *Proceedings of the 11th International IBPSA Conference*, Glasgow, Scotland.
- Yıldırım, B., Demirarslan, D. (2020). İç mimarlıkta yapay zekâ uygulamalarının tasarım sürecine faydalarının değerlendirilmesi. *Humanities Sciences*, 15(2), 62-80. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/nwsahuman/issue/53884/658790>
- Yıldız, Y., Arsan, Z. D. (2011). Identification of the building parameters that influence heating and cooling energy loads for apartment buildings in hot-humid climates. *Energy*, 36, 4287-4296. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2011.04.013>