

## Metakaolin ve silis dumanı içeren betonların basınç dayanımının gen ifadeli programlama ile tahmin edilmesi

### Prediction of compressive strength of concretes containing metakaolin and silica fume by gene expression programming

Mustafa SARIDEMİR<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>İnşaat Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Fakültesi, Ömer Halisdemir Üniversitesi, Niğde, Türkiye.  
msdemir@nigde.edu.tr

Geliş Tarihi/Received: 19.01.2016, Kabul Tarihi/Accepted: 23.06.2016

doi: 10.5505/pajes.2016.57805

\* Yazışılan yazar/Corresponding author

Araştırma Makalesi/Research Article

#### Öz

Son zamanlarda, yapay zeka tekniklerinden biri olan gen ifadeli programlama (GEP), inşaat mühendisliği uygulamalarının birçok alanında insan faaliyetlerinin bazılarını modellemek için yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu çalışmada da, metakaolin ve silis dumanı içeren betonların farklı günlerdeki basınç dayanımlarını tahmin etmek için GEP modelleri kullanılmıştır. Bu modelleri oluşturmak amacıyla, 33 farklı karışımda üretilen 195 numunenin deneysel sonuçları teknik literatürden elde edilmiştir. Modellerde kullanılan girdi verileri numunenin yaşı ve beton karışım miktarlarını içerecek bir formatta 8 parametrelilik olarak düzenlenmiştir. Bu girdi parametrelerine göre modellerde metakaolin ve silis dumanı içeren betonların farklı günlerdeki basınç dayanımı değerleri tahmin edilmiştir. Modellerdeki eğitim ve test sonuçları, metakaolin ve silis dumanı içeren betonların farklı günlerdeki basınç dayanımı değerlerini tahmin etmek için GEP tekniğinin güçlü potansiyele sahip olduğunu göstermiştir.

**Anahtar kelimeler:** Basınç dayanımı, Metakaolin, Silis dumanı, Gen ifadeli programlama

#### Abstract

Recently, gene expression programming (GEP) have been widely used to model the human activities in many areas of civil engineering applications. In this study, the GEP models for predicting the compressive strength of concretes containing metakaolin and silica fume have been used at different days. In order to building these models, the experimental results of 195 specimens produced with 33 different mixtures were gathered from the literature. The input data used in these models have been arranged as eight parameters that cover the age of specimen and the amounts of concrete mixtures. According to these input parameters, the compressive strength values of concretes containing metakaolin and silica fume at different days are predicted in these models. The training and testing results of models have shown that GEP technique has strong potential for predicting the compressive strength values of concretes containing metakaolin and silica fume at different days.

**Keywords:** Compressive strength, Metakaolin, Silica fume, Gene expression programming

## 1 Giriş

Beton teknolojisindeki son gelişmeler mineral katkı olarak metakaolin (MK), silis dumanı (SD) ve pirinç kabuğu külü gibi mineral katkıların yüksek performanslı ve yüksek dayanımlı beton üretmek için gerekli olduğunu göstermiştir. Son yıllarda da, bu amaçla MK ve SD yüksek performanslı ve yüksek dayanımlı beton üretiminde çimento yerine belli oranlarda kullanılmaktadır [1],[2]. Bu malzemeler amorf formda alümina silikat esaslı malzemelerdir ve daha büyük yüzey alanına sahiptirler [3]. Çimento ile belirli oranlarda yer değiştirilerek kullanılan bu malzemeler puzolanik reaksiyona girer ve dolgu etkisi ile boşlukları tıkayarak doluluğu artırır [4]-[6]. Bu malzemelerin puzolanik etkisi, çimento pastası ile agrega arasında zayıflık gösteren kalsiyum hidroksit (Ca(OH)<sub>2</sub>) ile reaksiyona girerek daha kararlı kalsiyum-silika-hidrat (C-S-H) jelleri oluşturur [3]. Bu malzemelerin dolgu etkisi ise, çimento hamuru matrisi ve agrega-çimento hamuru ara yüzeyindeki boşluk miktar ve boyutunun küçülmesine neden olur [4]-[6]. Bu davranışlar sonucunda, bu malzemeler betonun basınç dayanımı ( $f_c$ ) ve çekme dayanımını artırmasının yanı sıra dayanıklılık ve geçirimsizlik özelliklerinde de oldukça önemli iyileşmeler sağlar [7]. Ayrıca, bu malzemeler betonların kuruma büzülmesini azaltarak hacim değişikliği üzerinde de etkili olur [1],[8].

Geleneksel betonlar ile MK ve SD mineral katkıları kullanılan betonlar karşılaştırıldığında özellikle  $f_c$  değerlerinin arttığı birçok araştırmacı tarafından belirtilmiştir. Araştırmacılar, bu

katkıların uygun karışım oranlarında kullanıldığında özellikle erken yaşlardaki küllerde bile  $f_c$  değerleri üzerinde olumlu etkisinin olduğunu ifade etmektedir. Caldarone, Gruber ve Burg [9] tarafından yapılan çalışmada, kontrol betonuna göre, çimento yerine ağırlıkça %5 ve %10 MK kullanılan betonların  $f_c$  değerlerinin daha yüksek olduğu rapor edilmiştir. Ayrıca, MK katkılı betonların  $f_c$  değerlerinin aynı oranda SD kullanılan betonlardan biraz daha yüksek olduğu belirtilmiştir. Dahası, MK katkılı betonlarda  $f_c$  değerlerindeki artışın 365 güne kadar devam ettiği de gözlenmiştir. Poon, Kou ve Lam [10] tarafından yapılan bir çalışmada, MK ve SD kullanılan yüksek performanslı betonlar üretilmiştir. Deneysel sonuçlarda, karışımlarda kullanılan SD katkısına göre, MK katkısının beton dayanımını geliştirme de daha etkili olduğu belirtilmiştir. Özellikle, %10 SD kullanılan betonlara göre, %10 MK kullanılan betonların  $f_c$  değerlerinin daha yüksek olduğu gözlenmiştir. MK ve SD kullanılan betonlarda her yaşta özellikle de 3 günlük numunelerde kontrol numunelerine göre daha yüksek dayanım artışı olduğu belirtilmiştir. Su-bağlayıcı oranının daha yüksek olduğu serideki numunelere göre, su-bağlayıcı oranının daha düşük olduğu serideki numunelerde beklendiği gibi daha yüksek  $f_c$  değerlerine ulaşılmıştır. Wong ve Razak [11] tarafından yapılan bir çalışmada, 0.27, 0.30 ve 0.33 su-çimento oranları ile MK ve SD kullanılan 21 farklı beton üretilmiştir. Üretilen betonların uzun süreli  $f_c$  değerleri üzerine MK ve SD içeriğinin etkisi araştırılmıştır. Su-çimento oranı azaldıkça  $f_c$  değerlerinin arttığı belirtilmiştir. Özellikle, yazarlar numune yaşlarına göre, %10 ve %15 MK ile %10 ve %15 SD

içeriklerinde en yüksek  $f_c$  değerlerini gözlemişlerdir. Kim, Lee ve Moon [12] tarafından yapılan çalışmada, sabit uçucu kül oranı ile birlikte farklı oranlarda MK ve SD kullanılan betonların  $f_c$  değerleri belirlenmiştir. Özellikle, 28. günden sonra, diğer oranlara göre, %10 ve %15 MK ile %10 ve %15 SD içeriğinin  $f_c$  değerlerini daha da arttırdığı ifade edilmiştir.

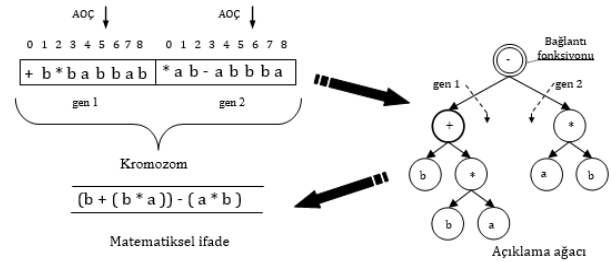
Son yıllarda, çeşitli beton özelliklerini GEP tekniği ile tahmin etmek için birçok çalışma gerçekleştirilmiştir. Mousavi, Aminian, Gandomi, Alavi ve Bolandi [13] ile Sarıdemir[14] değişik mineral katkılı betonların  $f_c$  değerlerini, Chen, Kou ve Ma [15] yüksek performanslı betonların çökme değerlerini, Kara [16] ile Gandomi, Alavi, Kazemi ve Gandomi [17] değişik fiberlerle güçlendirilmiş beton kırımların kayma dayanımlarını, Sarıdemir [18], Nazari ve Riahi [19] ile Özcan [20] değişik mineral katkılı betonların yarmada çekme dayanımlarını ve Gandomi, Alavi, Ting ve Yang [21] ile Bayazidi, Wang, Bolandi ve Alavi [22] betonların elastisite modülü değerlerini tahmin etmek için GEP tekniğini kullanmışlardır.

Bu çalışmanın amacı, betonların  $f_c$  değerleri üzerine MK ve SD miktarlarının etkisini değerlendirmek için GEP de modeller oluşturmaktır. Bu modelleri oluşturmak amacıyla, GEP tekniğindeki eğitim ve test kümesinde kullanılan 33 farklı karışımdaki 195 adet MK ve SD kullanılan betonların 1, 3, 7, 14, 28, 56, 90 ve 180 günlük  $f_c$  deney sonuçları bilimsel literatürden elde edilmiştir [10],[11]. Modellerin eğitim ve test kümelerinde numune yaşı (NY), çimento (C), metakaolin (MK), silis dumanı (SD), su (S), agrega (A), kum (K) ve süper akışkanlaştırıcı (SA) girdi olarak;  $f_c$  değerleri ise çıktı olarak kullanılmıştır. Bu girdi ve çıktı değerlerine göre, modeller deneysel sonuçların 130 tanesi ile eğitilmiş ve 65 tanesi ile de test edilmiştir.

## 2 Gen ifadeli programlama

Evrimsel algoritmaların bir alt kolu olan genetik programlama, büyük ve karmaşık problemleri çözme yöntemlerinden birisidir [23]. Gen ifadeli programlama (GEP) tekniği ise genellikle genetik programlamadan ve genetik algoritmadan esinlenerek Ferreira [24] tarafından bu tür karmaşık problemleri çözmek için geliştirilmiştir. GEP, genetik programlama ve genetik algoritma tekniklerinin bir bileşkesi olarak geniş bir fonksiyon taraması yapar ve her iki algoritmanın avantajlarını bünyesinde bulundurmaktadır. Yapısal olarak GEP ile genetik programlama ve genetik algoritma arasında çok küçük farklılıklar bulunur. GEP, genetik programlamadan farklı olarak karmaşık ve doğrusal olmayan problemlerde istenen sonuçları verir. Genetik algoritmalarından farklı olarak ise değişik şekil ve boyutlardaki doğrusal olmayan değişkenler arasındaki ilişkileri ifade etmek için oluşturdukları "açıklama ağaçları" (expression tree) ile uygun çözüm verir. GEP tekniğinde oluşturulan açıklama ağaçları kromozomları ifade eder ve uygun değerleri veren seçilme işleminden sonra yeni bireyler üretir [25]. Açıklama ağaçları operatörler, fonksiyonlar, sabitler ve değişkenlerden oluşur. Örneğin bir açıklama ağacının kromozom listesinde +, -, \*, /, 1, a, b, c, sqrt (karekök), sin, tan gibi GEP değişkenleri olabilir. Bu gibi değişkenlerle GEP, karakteristik olarak sabit sayı ve uzunlukta doğrusal olmayan değişken genetik operatörler ve işlemciler kullanarak farklı boyut ve şekilde doğrusal dizinlerle uygun fonksiyon türetir [23],[26]. Bu değişken genetik operatör ve işlemciler arasındaki ilişkiler, GEP algoritmasını geliştiren Ferreira [24] tarafından Karva notasyonları şeklinde ifade edilir. Karva notasyonları açıklama ağacı ile ifade edilir [24],[26],[27]. Örneğin, matematiksel ifadesi  $(b + (b * a)) - (a * b)$  olan iki genli açıklama ağacı ve açık okuma çerçevesi (AOÇ) kodlaması

Şekil 1'de görüldüğü gibidir. Açıklama ağacında bulunan genler veya kromozomlar "baş" ve "kuyruk" olmak üzere iki bölüme ayrılır. Genlerin veya kromozomların baş kısmında, Karva notasyonu için fonksiyonlar ve terminaller bulunur. Kuyruk kısmında ise Karva notasyonu işlemlerinde kullanılan terminaller ve sabitler bulunur. Kuyruktaki terminaller ve sabitler sırasıyla baş kısmında bulunan fonksiyonlar ve terminallerle işleme girerek hedef fonksiyon ve değerleri oluşturur [24],[25]. GEP genleri veya kromozomları yapısal ve fonksiyonel olarak eşsiz alt-açıklama ağacı (Sub-ET) ile kodlanmış birçok açık okuma çerçevesi içerir. Eldeki problemin karmaşıklığına bağlı olarak, alt-açıklama ağacı birden çok seçilebilir. Bu alt-açıklama ağaçları birbiri ile etkileşim içerisindedir. Alt-açıklama ağaçlarındaki bu etkileşim cebirsel olarak toplama, çıkarma, bölme ya da çarpma (addition, subtraction, division or multiplication) işlemleri ile bağlantılı olabilir [24],[26].



Şekil 1: İki genli açıklama ağacı ve kodlaması [18],[25].

GEP tekniğinde birçok genetik operatör bulunur. Kopyalama, mutasyon, yer değiştirme ve yeniden birleştirme olarak bilinen genetik operatörler, yeniden üretimde kromozomları değiştirir [18],[24]. Bu genetik operatörlerin çalışma şekli ile ilgili kısa bilgiler aşağıdaki gibidir.

Kopyalama operatörü; kromozom üzerinde sonucu etkileyen iyi genleri daha sonraki kuşaklara saklamak için kullanılır. Bu operatör ile sonucu etkileyen genler belirlenir [23]-[25].

Mutasyon operatörü; genin rastgele olarak değiştirilmesi için kullanılır. Mutasyonla gen başlarındaki herhangi bir sembol bir başkası ile değişebilir, ancak kuyruk kısmındaki değişim sadece terminallerle sınırlıdır. Böylece, kromozomların yapısal organizasyonu korunmuş olur. Mutasyonla üretilen tüm yeni bireyler yapısal olarak doğru programları oluşturur [24],[26].

Yer değiştirme operatörü; kromozomlarda bulunan belli sayıda genin yer değiştirmesi veya başka genlerin yerine kopyalanması için kullanılır. Yer değiştirme, sıralı genlerin yer değiştirmesi, kök ve gen transferi olmak üzere üç farklı şekilde ortaya çıkar. Sıralı genlerin yer değiştirmesi, kromozomun baş kısmında rastgele seçilen belli sayıda genin aynen kromozomun başka bir yerindeki aynı sayıda gen ile yer değiştirmesidir. Kök transferi, kromozomun baş kısmında rastgele seçilen belli sayıda genin yine baş kısmında farklı yerlere yerleştirilmesi ile elde edilir. Gen transferi, kromozom üzerinde bir grup genin kopyalanarak yine kromozom üzerinde yer değiştirmesi ile elde edilir [24],[27].

Yeniden birleştirme operatörü; tek noktadan, iki noktadan ve belli sayıda genin tekrar düzenlenmesi ile kromozomların yeniden düzenlenmesinde kullanılır. Tek noktadan yeniden birleştirme ile genler, çarpazlama sırasında iki kromozom arasında rastgele seçilen bir noktadan yer değiştirerek yeni nesiller oluşturur. İki noktadan yeniden birleştirme ile genler, çarpazlama sırasında iki kromozom arasında rastgele seçilen iki noktadan yer değiştirerek yeni nesiller oluşturur. Geni yeniden birleştirme ile rastgele seçilen genler, yeniden birleştirilerek yeni nesiller oluşturur [24],[26],[27]. Gen ifadeli

programlama ile ilgili daha detaylı bilgiler [23]-[27] numaralı kaynaklardan elde edilebilir.

## 2.1 Gen ifadedeli programlama modeli

Bu çalışmada, MK ve SD kullanılan betonların  $f_c$  değerlerini tahmin etmek için GEP tekniğinin uygulanması için beş büyük adım göz önünde bulundurulmuştur. İlk olarak, uygunluk fonksiyonu seçilmiştir. İkinci olarak, kromozomları oluşturmak için terminaller ve fonksiyonlar seçilmiştir. Üçüncü olarak, kromozomal mimariyi oluşturan baş büyüklüğü ve gen sayısı seçilmiştir. Dördüncü olarak, genleri birbirine bağlayan bağlantı fonksiyonu seçilmiştir. Beşinci olarak, varyasyona ve kendi oranlarının belirlenmesine neden olan genetik operatörler seçilmiştir. Bu seçilen adımlara göre, MK ve SD kullanılan betonların  $f_c$  değerlerini tahmin etmek için GEP tekniğinde üç model geliştirilmiştir. Uygunluk fonksiyonu seçildikten sonra, bu modellerin eğitim ve testinde girdi olarak (terminaller) NY, C, MK, SD, S, A, K ve SA değerleri kullanılırken, çıktı olarak  $f_c$  değerleri kullanılmıştır. Burada, deneysel sonuçların 130 tanesi eğitim için kullanılırken 65 tanesi de test için kullanılmıştır. Eğitim ve test küme verileri rastgele olarak modelleme teknikleri göz önünde bulundurularak seçilmiştir. Girdi ve çıktı değişkenleri ile ilgili daha fazla bilgi [10],[11] numaralı kaynaklardan elde edilebilir. Üçüncü adımdaki, gen sayısı (alt-açıklama ağacı veya Sub-ET) ve baş büyüklüğü göz önünde bulundurularak geliştirilen GEP-I, GEP-II ve GEP-III modellerinde kullanılan parametreler ve diğer adımların bilgileri Tablo 1’de verilmiştir. Bununla birlikte, daha basit ve yalın denklemlerin elde edilmesi için modellerde kullanılan fonksiyon seti Tablo1’deki gibi belirlenmiştir. Ayrıca, modellerde kromozom sayısı sabit tutularak baş büyüklüğü ve gen sayısının modellerin performansına etkisi belirlenmeye çalışılmıştır. Diğer parametrelerdeki değerler ise yukarıda belirtilen GEP operatörlerinin etkinliğini gösteren GEP tekniği tarafından belirlenen sayılardır.

Tablo 1: Modellerde kullanılan GEP parametreleri.

Parametre tanımlama	GEP-I	GEP-II	GEP-III
Fonksiyon seti*	+, -, *, /, Sqrt, Exp, Ln, Inv, x2, 3Rt, 4Rt, Add3, Sub3, Mul3, Sin, Cos		
Kromozom sayısı	30	30	30
Baş büyüklüğü	10	8	6
Gen sayısı	4	5	6
Bağlantı fonksiyonu	Çarpma	Çarpma	Çarpma
Mutasyon	0.00138	0.00138	0.00138
Fonksiyon ekleme	0.00206	0.00206	0.00206
Geri çevirme	0.00546	0.00546	0.00546
Bir noktada birleştirme	0.00277	0.00277	0.00277
İki noktada birleştirme	0.00277	0.00277	0.00277
Gen yeniden birleştirme	0.00277	0.00277	0.00277
Gen yer değiştirme	0.00277	0.00277	0.00277

\*Sqrt=karekök, Exp=üstel sayı, Inv=ters, x2=kare 3Rt=3. dereceden kök, 4Rt= 4. dereceden kök, Add3=3 girdinin toplamı, Sub3=3 girdinin çıkarılması ve Mul3=3 girdinin çarpımıdır.

MK ve SD kullanılan betonların  $f_c$  değerlerini tahmin etmek için 4 genli (4 Sub-ET) GEP-I modelinin açıklama ağaçları Şekil 2’de, 5 genli (5 Sub-ET) GEP-II modelinin açıklama ağaçları Şekil 3’te ve 6 genli (6 Sub-ET) GEP-III modelinin açıklama ağaçları Şekil 4’te verilmiştir. Üç farklı model kullanılmasının amacı gen sayısının etkisiyle birlikte en iyi sonuçları veren modeli bulmaktır. Üç modelde de kromozom sayısı 30 alınırken, baş büyüklüğü ise gen sayısı arttıkça azaltılmıştır. Üç modelde de açıklama ağaçları arasında bağlantı fonksiyonu olarak çarpma işlemi kullanılmıştır. Girdi değişkenlerinin fazla olması çok

sayıda açıklama ağacı ve çok uzun kromozom yapılarının kullanılmasına neden olmuştur. Bundan dolayı çok sayıda açıklama ağacı kullanılmıştır. Açıklama ağaçlarına göre GEP-I, GEP-II ve GEP-III modellerinden elde edilen açık formüller sırasıyla Denklem (1), (2) ve (3)’te verilmiştir. Açıklama ağaçlarında görülen  $d_0 = NY, d_1 = C, d_2 = MK, d_3 = SD, d_4 = S, d_5 = A, d_6 = K$  ve  $d_7 = SA$  girdi değişkenlerini göstermektedir. GEP modellerindeki alt-açıklama ağaçlarında kullanılan  $c_i$  ( $i=1, 2...9$ ) ile gösterilen sabitler ise Tablo 2’de verilmiştir. Gerekli katsayılar ve girdi değişkenleri Denklem (1), (2) ve (3)’te yerine konularak gerekli sadeleştirmeler yapıldıktan sonra elde edilen Denklem (4), (5) ve (6) yardımıyla MK ve SD kullanılan betonların  $f_c$  değerleri yukarıdaki girdi değişkenlerinin değerleri kullanılarak hesaplanabilmektedir. Denklem (1), (2) ve (3)’te geçen  $\sqrt{\text{}}=karekökü$ ,  $3Rt=3$ . dereceden kökü,  $4Rt=4$ . dereceden kökü ve  $\exp=üstel$  sayıyı ifade etmektedir.

Tablo 2: GEP modellerinde kullanılan sabitler.

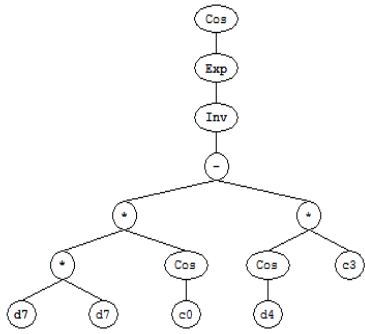
Sabitler	GEP-I	GEP-II	GEP-III
<b>Sub-ET-1</b>			
c0	4.861	-9.131	
c3	9.295		
c5		0.450	
<b>Sub-ET-2</b>			
c0	11.224		
c1	18.657		
c3		0.453	
c6	7.875		1.819
c7		-0.793	
c8	13.275		
<b>Sub-ET-3</b>			
c5	1.691		
c7			31.607
c9			2.500
<b>Sub-ET-4</b>			
c3			-5.708
c5	4.211		
c6		5.182	
c7	2.725		-1.647
<b>Sub-ET-5</b>			
c6		-6.832	
c7			-8.714
c8		-1.754	
<b>Sub-ET-6</b>			
c0			0.923
c3			8.595
c6			7.663

$$f_{c-GEP-I} = [\cos(\exp(1/((d_7^2 * \cos c_0) - (c_3 * \cos d_4))))] * [\ln(3Rt(d_1 * d_0^2 - 2c_1 - c_6 * d_7 - c_0 - c_8))] * [3Rt(d_6 + d_7 + d_3 + (d_7/c_5) - 2d_0) + (\cos(d_5 + d_4))^2] * [c_5 - (1/(d_2^2 - \cos d_2 + (d_7/d_0) + d_3 + c_7))] \quad (1)$$

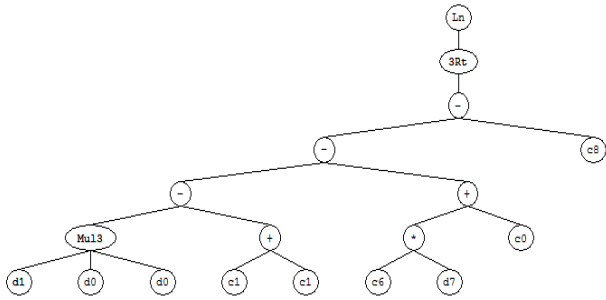
$$f_{c-GEP-II} = [(d_3/c_5) + 2d_2 - d_7 + c_0 + 2d_3 + d_6] * [d_1/(c_3 * d_7 + \sqrt{(d_7 + d_4) * c_7})] * [(\ln(\ln((d_4 * d_2 + 2d_5 + 2d_7) * \sqrt{(d_5)})))^2] * [(((4Rt(d_2 + 2d_3 + d_4 + d_7)) * (1/\sqrt{(d_0)})) - c_6) * [\exp(\exp((\cos d_7)^2) + c_8 * d_0)) + c_6]] \quad (2)$$

$$f_{c-GEP-III} = [1/(d_4 * \exp(\sqrt{(1/d_0)}))] * [d_5 - 3d_7 + d_3 - d_4 - c_7 - c_6 * d_7] * [d_1 - ((c_9 * d_2 * d_7 - 2d_5)/(c_7 * d_0^2))] * [c_3 - \sin(c_7 * (4Rt(d_2)))] * [1/(d_5 - (c_7 * d_3 * d_0))] * [3Rt((c_6 - 2d_3 - d_6 - c_3 - d_1)/\cos(c_0))] \quad (3)$$

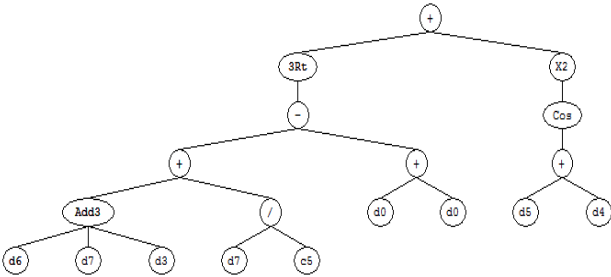
Sub-ET 1



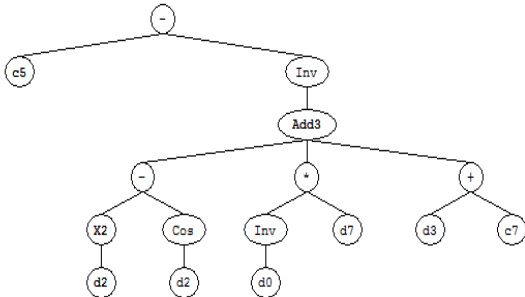
Sub-ET 2



Sub-ET 3



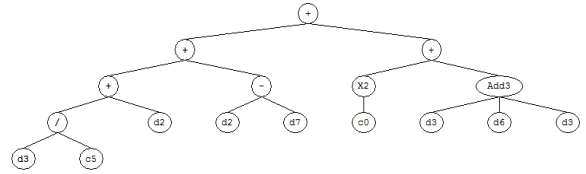
Sub-ET 4



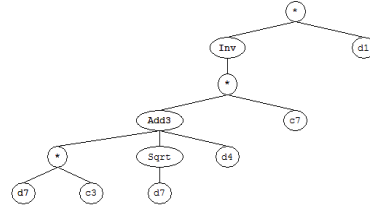
Şekil 2: GEP-I modelinin açıklama ağaçları.

$$f_{cGEP-I} = \left[ \cos \left( e^{\left( \frac{1}{0.996SA^2 - 9.25 \cos(S)} \right)} \right) \right] \times \left[ \text{Ln}^3 \sqrt{C \times NY^2 - 7.875SA - 61.811} \right] \times \left[ \sqrt[3]{VSD + K + 1.591SA - 2NY + (\cos(A + S))^2} \right] \times \left[ 4.211 - \frac{1}{MK^2 - \cos(MK) + \frac{SA}{NY} + SD + 2.725} \right] \quad (4)$$

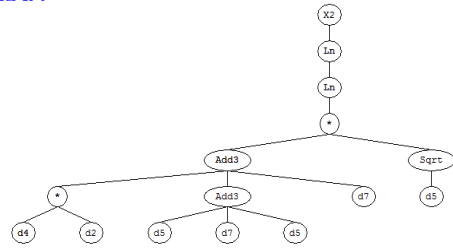
Sub-ET 1



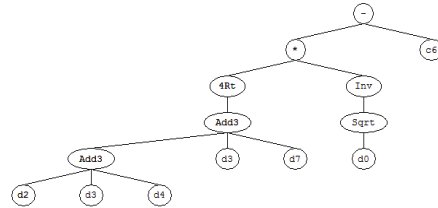
Sub-ET 2



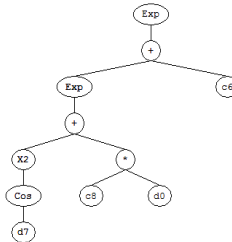
Sub-ET 3



Sub-ET 4

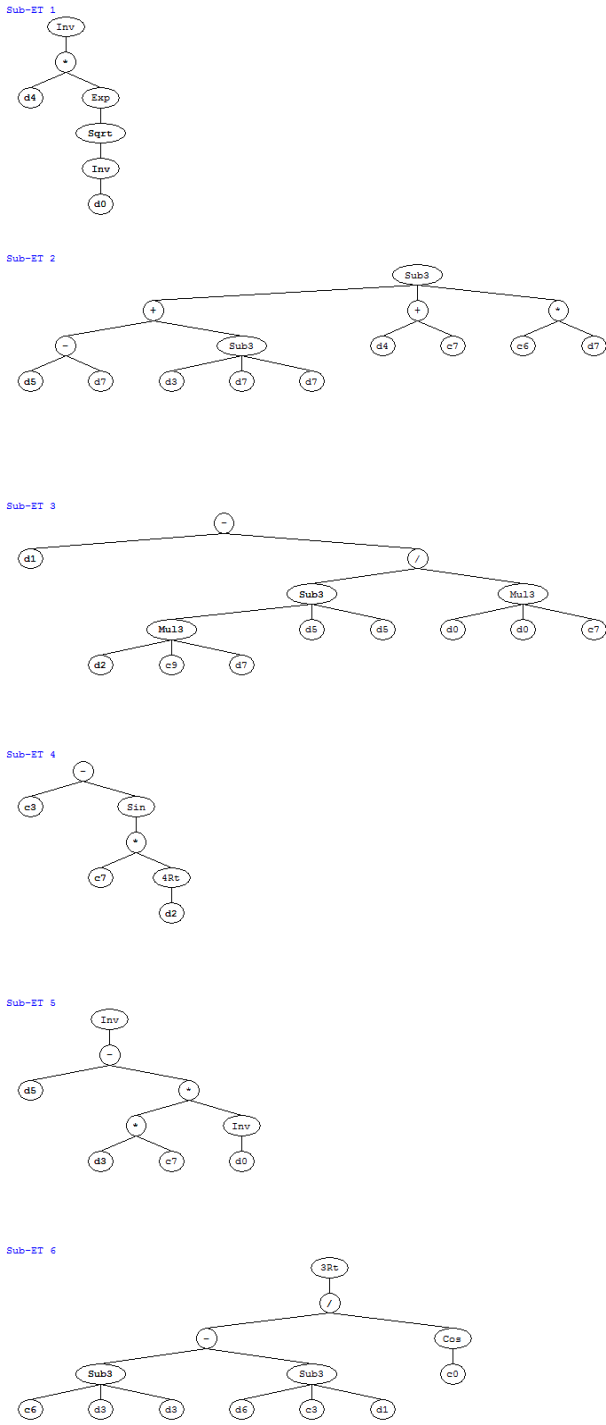


Sub-ET 5



Şekil 3: GEP-II modelinin açıklama ağaçları.

$$f_{cGEP-II} = [4.222SD + 2MK + K - SP + 83.375] \times \left[ \frac{NY}{(0.453SA + \sqrt{SA} + S)(-0.793)} \right] \times \left[ (\text{Ln}(\text{Ln}(S \times MK + 2A + 2NY) \times \sqrt{A}))^2 \right] \times \left[ \left( \sqrt[4]{MK + 2SD + S + SA} \times \frac{1}{\sqrt{NY}} \right) - 5.182 \right] \times \left[ \left( e^{(e^{((\cos SA)^2 - 1.754NY) - 6.832})} \right) \right] \quad (5)$$



Şekil 4: GEP-III modelinin açıklama ağaçları.

$$f_{cGEP-III} = \left[ \frac{1}{S \times e^{\sqrt{\frac{1}{NY}}} \times [SD + K - S - 4.819SA - 31.607] \times \left[ C + \left( \frac{2.5MK \times SA - 2A}{1.647NY^2} \right) \right] \times [-5.708 - \sin(-1.647^4 \sqrt{MK})] \times \left[ \frac{NY}{A \times NY + 8.714SD} \right] \times \sqrt[3]{16.254 - 2SD - K - C} \right] \quad (6)$$

### 3 Bulgular ve tartışma

GEP modellerinin performansını değerlendirmek için dört istatistiksel parametre kullanılmıştır. Bu parametreler modellerden elde edilen sonuçlar ile deneysel çalışmalardan elde edilen sonuçları karşılaştırmak için kullanılmıştır. Bu parametreler Denklem (7), (8), (9) ve (10)'da verildiği gibi sırasıyla korelasyon katsayısı ( $R_I^2$ ), R-kare ( $R_{II}^2$ ), mutlak yüzdelik hata ortalaması (MAPE) ve karesel ortalamının karekökü (RMSE) ile ifade edilmektedir.

$$R_I^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (t_i - o_i)^2}{\sum_{i=1}^n (o_i)^2} \quad (7)$$

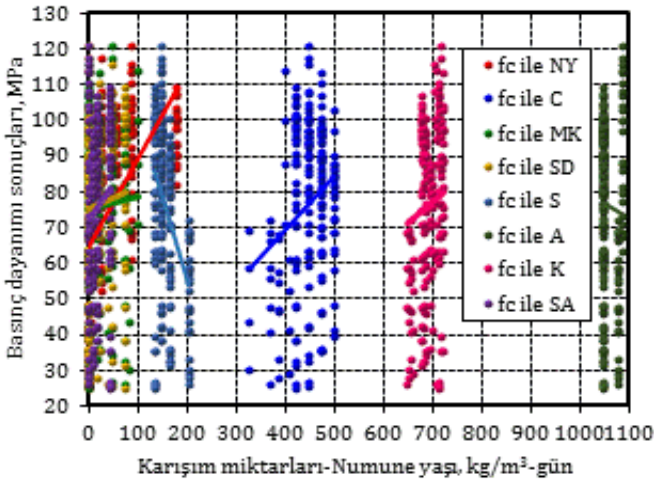
$$R_{II}^2 = \frac{(n \sum_{i=1}^n (t_i o_i) - \sum_{i=1}^n t_i \sum_{i=1}^n o_i)^2}{(n \sum_{i=1}^n (t_i)^2 - (\sum_{i=1}^n t_i)^2)(n \sum_{i=1}^n (o_i)^2 - (\sum_{i=1}^n o_i)^2)} \quad (8)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \left[ \frac{\sum_{i=1}^n |t_i - o_i|}{\sum_{i=1}^n t_i} \times 100 \right] \quad (9)$$

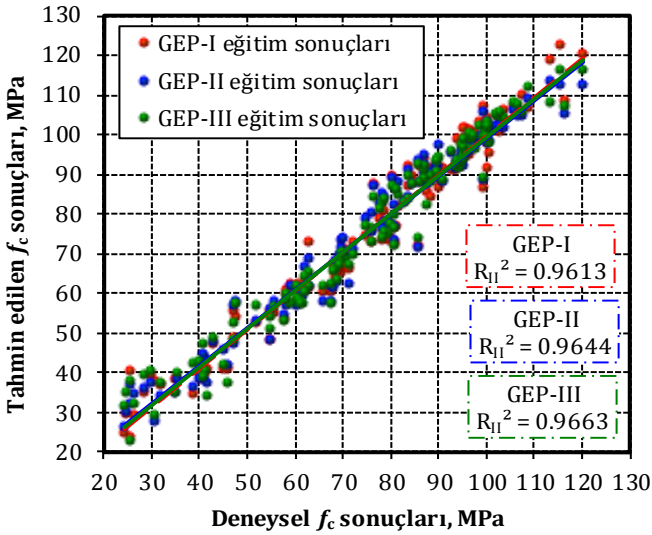
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \left( \sum_{i=1}^n (t_i - o_i)^2 \right)} \quad (10)$$

Burada; t hedef değer, o çıktı değeri, p numune sayısıdır. Bu çalışmada, MK ve SD kullanılan betonların  $f_c$  değerleri geliştirilen GEP modellerinde tahmin edilmiştir. GEP modellerinin eğitim ve testinde, farklı kaynaklardan elde edilen çeşitli deneysel veriler ve sonuçlar kullanılmıştır [10],[11]. Bu deneysel verilerin karışım miktarları, numune yaşı ve  $f_c$  değerlerinin karşılaştırılması Şekil 5'te verilmiştir. Bu şekilde görüldüğü gibi S ve A karışım miktarlarının artması  $f_c$  değerlerini azaltırken, diğer karışım miktarlarının artması  $f_c$  değerlerini arttırmıştır. Bu durumu şekil üzerindeki eğilim çizgileri açıkça göstermektedir. Farklı günlere ait (1, 3, 7, 14, 28, 56, 90 ve 180 günlük) deneysel çalışmalardan elde edilen ve GEP modellerinin eğitim ve testinden tahmin edilen  $f_c$  değerleri sırasıyla Şekil 6 ve 7'de verilmiştir. Eğitim ve test kümeleri için doğrusal en küçük kareler çizgisi, denklemi ve  $R_{II}^2$  değerleri bu şekiller üzerinde gösterilmiştir. GEP modellerindeki eğitim ve test kümelerinden elde edilen  $f_c$  değerleri Şekil 6 ve 7'de görüldüğü gibi deneysel sonuçlara çok yakındır. Modellerden elde edilen sonuçlar, GEP tekniğinin MK ve SD kullanılan betonların  $f_c$  değerlerini tahmin etmede başarılı bir şekilde uygulandığını göstermektedir. GEP modellerinde kullanılan parametrelerin bu başarıda büyük payı bulunmaktadır. Özellikle, fonksiyon seti, kromozom sayısı, baş büyüklüğü, gen sayısı ve bağlantı fonksiyonunun bu başarıda etkisi büyüktür.

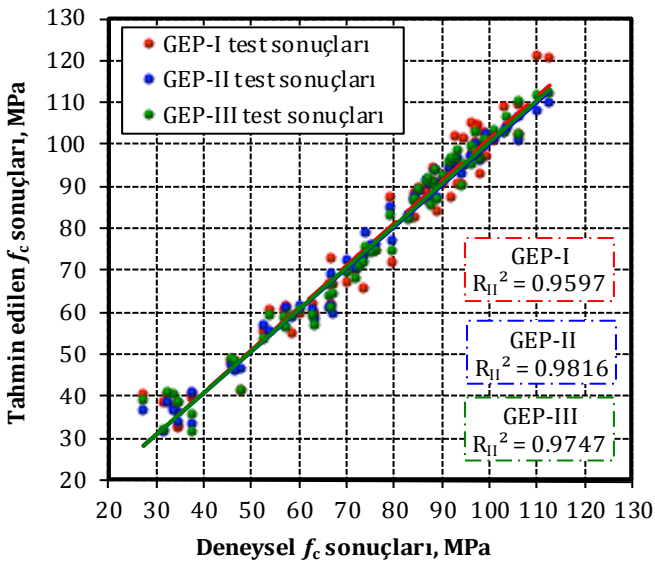
GEP modelinin performansı  $R_I^2$ ,  $R_{II}^2$ , MAPE ve RMSE istatistiksel parametre değerleri ile irdelenmiştir. Modellerde kullanılan eğitim ve test kümeleri için  $R_I^2$ ,  $R_{II}^2$ , MAPE ve RMSE istatistiksel parametre değerleri, Tablo 3'te verilmiştir. Bu tablodaki istatistiksel değerlere göre gen sayısı artırılarak oluşturulan üç modelden de  $f_c$  değerlerinin tahmin edilebileceği gözlenmiştir. Dahası, GEP tekniğine aşina olmayan birisi, MK ve SD kullanılan betonların  $f_c$  değerlerini bu modellerden elde edilen Denklem (4), (5) ve (6)'yı kullanarak tahmin edebilir. Modeller kendi içerisinde elde edilen istatistiksel parametre değerlerine göre değerlendirildiğinde ise GEP-II modelinden elde edilen  $f_c$  değerlerinin daha uygun olduğu ve bu modelden elde edilen  $f_c$  değerlerinin deneysel sonuçlara daha yakın sonuçlar verdiği gözlenmiştir.



Şekil 5: Karışım miktarları, numune yaşı ve  $f_c$  sonuçlarının karşılaştırılması.



Şekil 6: Modellerin eğitim sonuçları ile deneysel sonuçların karşılaştırılması.



Şekil 7: Modellerin test sonuçları ile deneysel sonuçların karşılaştırılması.

Tablo 3: GEP modellerde kullanılan parametreler.

İstatistiksel parametreler	GEP-I		GEP-II		GEP-III	
	Eğitim seti	Test seti	Eğitim seti	Test seti	Eğitim seti	Test seti
$R_I^2$	0.9804	0.9796	0.9820	0.9908	0.9830	0.9873
$R_{II}^2$	0.9613	0.9597	0.9644	0.9816	0.9663	0.9747
MAPE	5.7386	5.9398	5.4135	3.9237	5.9120	4.9472
RMSE	4.6749	4.7501	4.4764	3.0886	4.3463	3.6496

#### 4 Sonuçlar

Bu çalışmada, MK ve SD kullanılan betonların farklı günlere ait  $f_c$  değerlerini tahmin etmek için GEP tekniği kullanılmıştır. Bu GEP tekniğinde geliştirilen modeller girdi ve çıktı verileriyle eğitilmiştir. Eğitilen modellerde sadece girdi verileri kullanarak modellerin testi yapılmıştır. Modellerin eğitim ve test kümelerinin sonuçları MK ve SD kullanılan betonların farklı günlere ait  $f_c$  değerlerinin tahmin edilebildiğini göstermiştir. Deneysel  $f_c$  değerleri ile GEP modellerinin eğitim ve test kümelerinden elde edilen  $f_c$  değerleri birbirine çok yakındır. Bu durumu, model sonuçları ile deneysel sonuçları karşılaştırmak için hesaplanan  $R_I^2$ ,  $R_{II}^2$ , MAPE ve RMSE istatistiksel parametre değerleri açıkça göstermektedir. Dahası GEP-II modelinden elde edilen  $f_c$  değerleri, GEP-I ve GEP-III modellerinden elde edilen  $f_c$  değerlerine göre deneysel sonuçlara daha yakındır. Sonuç olarak, MK ve SD kullanılan betonların  $f_c$  değerleri, GEP modellerinden elde edilen denklemler ile çok küçük hata oranlarıyla kısa sürede tahmin edilebilmektedir.

#### 5 Kaynaklar

- [1] Zhang MH, Malhotra VM. "Characteristics of a thermally activated alumino-silicate pozzolanic material and its use in concrete". *Cement and Concrete Research*, 25(8), 1713-1725, 1995.
- [2] Parande AK, Babu BR, Karthik MA, Deepak Kumaar KK, Palaniswamy N. "Study on strength and corrosion performance for steel embedded in metakaolin blended concrete/mortar". *Construction and Building Materials*, 22(3), 127-134, 2008.
- [3] Khatib JM, Kayali O, Siddique R. "Dimensional Change and Strength of Mortars Containing Fly Ash and Metakaolin". *Journal of Materials in Civil Engineering*, 21(9), 523-528, 2009.
- [4] Sabir BB, Wild S, Bai J. "Metakaolin and calcined clays as pozzolans for concrete: A review". *Cement and Concrete Composites*, 23(6), 441-454, 2001.
- [5] Badogiannis E, Papadakis VG, Chaniotakis E, Tsvivilis S. "Exploitation of poor Greek kaolins: strength development of metakaolin concrete and evaluation by means of k-value". *Cement and Concrete Research*, 34(6), 1035-1041, 2004.
- [6] Khatib JM, Hibbert JJ. "Selected engineering properties of concrete incorporating slag and metakaolin". *Construction and Building Materials*, 19(6), 460-472, 2005.
- [7] Tautanji AH, Bayasi Z. "Effect of curing procedures on properties of silica fume concrete". *Cement and Concrete Research*, 29(4), 497-501, 1999.
- [8] Brooks JJ, Megat Johari MA. "Effect of metakaolin on creep and shrinkage of concrete". *Cement and Concrete Composites*, 23(6), 495-502, 2001.

- [9] Caldarone MA, Gruber KA, Burg RG. "High reactivity metakaolin: A new generation mineral admixture". *Concrete International*, 16(11), 37-41, 1994.
- [10] Poon, CS, Kou SC, Lam L. "Compressive strength, chloride diffusivity and pore structure of high performance metakaolin and silica fume concrete". *Construction and Building Materials*, 20(10), 858-865, 2006.
- [11] Wong HS, Razak HA. "Efficiency of calcined kaolin and silica fume as cement replacement material for strength performance". *Cement and Concrete Research*, 35(4), 696-702, 2005.
- [12] Kim HS, Lee SH, Moon HY. "Strength properties and durability aspects of high strength concrete using Korean metakaolin". *Construction and Building Materials*, 21(6), 1229-1237, 2007.
- [13] Mousavi SM, Aminian P, Gandomi AH, Alavi AH, Bolandi H. "A new predictive model for compressive strength of HPC. Using gene expression programming". *Advances in Engineering Software*, 45(1), 105-114, 2012.
- [14] Sarıdemir M. "Effect of specimen size and shape on compressive strength of concrete containing fly ash: Application of genetic programming for design". *Materials & Design*, 56, 297-304, 2014.
- [15] Chen L, Kou CH, Ma SW. "Prediction of slump flow of high-performance concrete via parallel hyper-cubic gene-expression programming". *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 34, 66-74, 2014.
- [16] Kara IF. "Prediction of shear strength of FRP-reinforced concrete beams without stirrups based on genetic programming". *Advances in Engineering Software*, 42(6), 295-304, 2011.
- [17] Gandomi AH, Alavi AH, Kazemi S, Gandomi M. "Formulation of shear strength of slender RC beams using gene expression programming, part I: Without shear reinforcement". *Automation in Construction*, 42, 112-121, 2014.
- [18] Sarıdemir M. "Genetic programming approach for prediction of compressive strength of concretes containing rice husk ash". *Construction and Building Materials*, 24(10), 1911-1919, 2010.
- [19] Nazari A, Riahi S. "Prediction split tensile strength and water permeability of high strength concrete containing TiO<sub>2</sub> nanoparticles by artificial neural network and genetic programming". *Composites Part B: Engineering*, 42(3), 473-488, 2011.
- [20] Özcan F. "Gene expression programming based formulations for splitting tensile strength of concrete". *Construction and Building Materials*, 26(1), 404-410, 2012.
- [21] Gandomi AH, Alavi AH, Ting TO, Yang XS. *Intelligent modeling and prediction of elastic modulus of concrete strength via gene expression programming*. Advances in Swarm Intelligence. Volume 7928 of the series Lecture Notes in Computer Science, 564-571, 2013.
- [22] Bayazidi AM, Wang GG, Bolandi H, Alavi AH, Gandomi AH. "Multigene genetic programming for estimation of elastic modulus of concrete". *Mathematical Problems in Engineering*, 2014, 1-10, 2014.
- [23] Koza J. "Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection". MIT press, USA, 1992.
- [24] Ferreira C. "Gene expression programming: A new adaptive algorithm for solving problems". *Complex Systems*, 13(2), 87-129, 2001.
- [25] Lopes HS, Weinert WR. *A gene expression programming system for time series modeling*. In: Proceedings of XXV Iberian Latin American Congress on Computational Methods in Engineering (CILAMCE), Recife (Brazil), 10-12/November, 1-13, 2004.
- [26] Ferreira C. "Genetic representation and genetic neutrality in gene expression programming". *Advances in Complex Systems*, 5(4), 389-408, 2002.
- [27] Çolak O. "CNC Freze Tezgâhi için Kesme Parametrelerinin Akıllı Yöntemlerle Elektronik Ortamda Optimizasyonu". Doktora Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi, Isparta, Türkiye, 2006.