

**T.C.**  
**BALIKESİR ÜNİVERSİTESİ**  
**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**  
**İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**



**HİBRİT PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU ALGORİTMASI İLE**  
**HİDROLOJİK MODEL KALİBRASYONU**

**HAYRİYE MERYEM GÜNEY**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Jüri Üyeleri :** Doç. Dr. Umut OKKAN (Tez Danışmanı)  
Doç. Dr. Murat KANKAL  
Doç. Dr. Nuray GEDİK

**BALIKESİR, OCAK - 2020**

## KABUL VE ONAY SAYFASI

Hayriye Meryem GÜNEY tarafından hazırlanan “HİBRİT PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU ALGORİTMASI İLE HİDROLOJİK MODEL KALİBRASYONU” adlı tez çalışmasının savunma sınavı 31 Ocak 2020 tarihinde yapılmış olup aşağıda verilen jüri tarafından oy birliği ile Balıkesir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı’nda YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmza

**Danışman**

Doç. Dr. Umut OKKAN  
Balıkesir Üniversitesi

**Üye**

Doç. Dr. Murat KANKAL  
Bursa Uludağ Üniversitesi

**Üye**

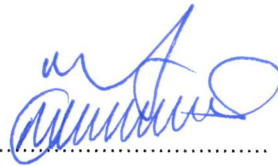
Doç. Dr. Nuray GEDİK  
Balıkesir Üniversitesi



Jüri üyeleri tarafından kabul edilmiş olan bu tez Balıkesir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulunca onanmıştır.

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

Prof. Dr. Necati ÖZDEMİR



## ETİK BEYAN

Balıkesir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak tarafımda hazırlanan “**Hibrit Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritması İle Hidrolojik Model Kalibrasyonu**” başlıklı tezde;

- Tüm bilgi ve belgeleri akademik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Kullanılan veriler ve sonuçlarda herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Tüm bilgi ve sonuçları bilimsel araştırma ve etik ilkelere uygun şekilde sunduğumu,
- Yararlandığım eserlere atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,

beyan eder, aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ederim.

**Hayriye Meryem GÜNEY**



**Bu tez çalışması Balıkesir Üniversitesi tarafından (2017/145) nolu proje ile desteklenmiştir.**

## ÖZET

**HİBRİT PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU ALGORİTMASI İLE  
HİDROLOJİK MODEL KALİBRASYONU  
YÜKSEK LİSANS TEZİ  
HAYRİYE MERYEM GÜNEY  
BALIKESİR ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ  
İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI  
(TEZ DANIŞMANI: DOÇ. DR. UMUT OKKAN)  
BALIKESİR, OCAK - 2020**

Hidrolojik modeller içerisinde önemli yere sahip olan kavramsal yağış-akış modellerinin uygun performans sergileyebilmesi için parametrelerinin iyi kalibre edilmesi gerekmektedir. Günümüzde optimizasyon model alanında yaşanan gelişmelere bağlı olarak model kalibrasyonlarının otomatik arama algoritmaları ile yürütüldüğü görülebilmektedir. Özellikle, doğadan esinlenilerek geliştirilen meta-sezgisel türlerin hidrolojik model kapsamına uyarlanması kaçınılmaz olmuştur. Bu türden algoritmalarından biri olan Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) pratik yönü bakımından çalışmada esas alınmıştır. Çeşitli avantajlarına rağmen, PSO'nun aynı şartlar altında yaptırılan simülasyonlarda benzer sonuç üretememesi (stabil olamama sorunu) algoritma üzerinde birtakım değişiklikler yapılmasını gerekli kılmaktadır. Hazırlanan çalışmada, PSO gradyan türden Levenberg-Marquardt yöntemi ile birleştirilerek, kararlı arama yapan ve hızlı yakınsayan hibrit bir algoritma haline dönüştürülmüştür. Hibrit PSO (HPSO) olarak anılan algoritma parametre sayısı bakımından farklı olan Gr2m ve Gr5m yağış-akış modellerine uygulanmıştır. Uygulama alanı olarak Gediz Havzası seçilmiş bu havzaya ait 9 akım gözlem istasyonu ile çalışılmıştır. İki parametreye sahip Gr2m modelinde PSO ve HPSO benzer performanslar göstermesine rağmen, parametre bakımından daha yoğun olan Gr5m modelinin kalibrasyonunda HPSO'nun performansı ön plana çıkmıştır. Düşük popülasyon büyüklüğü ve makul sayıda iterasyonla stabil çözüm veren bu hibrit türün farklı hidrolojik modelleme çalışmalarına da güvenle uygulanabileceği düşünülmektedir.

**ANAHTAR KELİMELELER:** Yağış Akış Modelleri, Optimizasyon Algoritması, PSO, HPSO, Gr2m modeli, Gr5m modeli  
Bilim Kod / Kodları : 91106/91114

Sayfa Sayısı : 71

## **ABSTRACT**

**HYDROLOGICAL MODEL CALIBRATION THROUGH HYBRID  
PARTICLE SWARM OPTIMIZATION ALGORITHM  
MSC THESIS  
HAYRIYE MERYEM GÜNEY  
BALIKESİR UNIVERSITY INSTITUTE OF SCIENCE  
CIVIL ENGINEERING  
(SUPERVISOR: ASSOC. PROF. DR. UMUT OKKAN)  
BALIKESİR, JANUARY - 2020**

The parameters of conceptual rainfall-runoff models, which have an important place in hydrological models, need to be well-calibrated in order that they perform properly. Today, depending on the developments in the field of optimization, it can be seen that hydrological model calibrations are carried out with automatic search algorithms. In particular, the adaptation of nature inspired meta-heuristics to the scope of the hydrological modeling was inevitable. Particle Swarm Optimization (PSO), which is a popular one among such algorithms, was used in the study in terms of its practical aspects. Despite its various advantages, the fact that PSO does not provide uniform solutions under the several simulations having same conditions (the issue of instability) necessitates some modifications to the existed algorithm. In this study, PSO is combined with the gradient type Levenberg-Marquardt method and transformed into a hybrid algorithm with stable search and fast convergence capabilities. The algorithm termed as hybrid PSO (HPSO) was applied to the Gr2m and Gr5m rainfall-runoff models, which differ in terms of the number of free-parameters. Gediz Basin was chosen as the study area and 9 streamflow gauging stations located at the basin were used. Although PSO and HPSO showed similar performances in two-parameter Gr2m model, HPSO performed more successfully in calibration of the Gr5m model, which is more intensive in terms of parameter numbers. It is thought that the used hybrid algorithm, which gives stable solutions with low population size and adequate number of iterations, can be also exerted to different hydrological modeling studies confidently.

**KEYWORDS:** Rain-Flow Models, Optimization, Algorithms, Parçacık Sürü Optimizasyonu, Hibrit Parçacık Sürü Optimizasyonu, Gr2m model, Gr5m model  
Science Code / Codes : 91106-91114 Page Number : 71

# İÇİNDEKİLER

## Sayfa

<b>ÖZET</b> .....	<b>i</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>ii</b>
<b>İÇİNDEKİLER</b> .....	<b>iii</b>
<b>ŞEKİL LİSTESİ</b> .....	<b>iv</b>
<b>TABLO LİSTESİ</b> .....	<b>vi</b>
<b>ÖNSÖZ</b> .....	<b>vii</b>
<b>1. GİRİŞ</b> .....	<b>5</b>
<b>2. YÖNTEM</b> .....	<b>6</b>
2.1 Parametrik Kavramsal Yağış-Akış Modelleri.....	6
2.2 Gr2m ve Gr5m Modelleri .....	6
2.3 Modellerin Kalibrasyonunda Kullanılan Algoritmalar.....	10
2.3.1 Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritması (PSO) .....	10
2.3.2 Hibrit Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritması.....	11
2.4 Performans Ölçütleri.....	13
2.4.1 Yağış-Akış Modellerinin Performans Kontrolünde Kullanılan Ölçütler.....	13
2.4.2 Algoritmaların Kıyaslanmasında Kullanılan Ölçütler .....	15
<b>3. VERİLER</b> .....	<b>16</b>
3.1 Uygulama Havzasının Genel Özellikleri .....	16
3.2 Hidro-Meteorolojik Veriler.....	16
3.3.1 Aylık Toplam Yağış, Sıcaklık ve Akım Verileri.....	16
3.3.2 Potansiyel Evapotranspirasyon Verileri.....	20
<b>4. BULGULAR</b> .....	<b>22</b>
4.1 Algoritma Performanslarının Kıyaslanması .....	22
4.2 Yağış-Akış Modellerinin Performanslarının Kıyaslanması.....	38
<b>5. SONUÇLAR</b> .....	<b>51</b>
<b>6. KAYNAKLAR</b> .....	<b>52</b>
<b>ÖZGEÇMİŞ</b> .....	<b>60</b>

## ŞEKİL LİSTESİ

### Sayfa

Şekil 2.1: Gr5m modelinin işleyiş mekanizması.....	7
Şekil 2.2: Gr2m modelinin akış şeması.....	9
Şekil 2.3: Önerilen HPSO algoritmasının akış şeması.....	12
Şekil 3.1: Havzadaki meteoroloji ve akım gözlem istasyonları ile ERA-Interim gridleri ..	18
Şekil 4.1: Acısu alt havzası örneğinde Gr2m ve Gr5m modelleri için algoritmalarından üretilen yakınsama grafikleri.....	23
Şekil 4.2: Borlu alt havzası örneğinde Gr2m ve Gr5m modelleri için algoritmalarından üretilen yakınsama grafikleri.....	24
Şekil 4.3: Dereköy alt havzası örneğinde Gr2m ve Gr5m modelleri için algoritmalarından üretilen yakınsama grafikleri.....	25
Şekil 4.4: Hacihaliller alt havzası örneğinde Gr2m ve Gr5m modelleri için algoritmalarından üretilen yakınsama grafikleri .....	26
Şekil 4.5: Hacılıdır alt havzası örneğinde Gr2m ve Gr5m modelleri için algoritmalarından üretilen yakınsama grafikleri.....	27
Şekil 4.6: Kayalıoğlu alt havzası örneğinde Gr2m ve Gr5m modelleri için algoritmalarından üretilen yakınsama grafikleri.....	28
Şekil 4.7: Muradiye alt havzası örneğinde Gr2m ve Gr5m modelleri için algoritmalarından üretilen yakınsama grafikleri.....	29
Şekil 4.8: Taytan Köprüsü alt havzası örneğinde Gr2m ve Gr5m modelleri için algoritmalarından üretilen yakınsama grafikleri.....	30
Şekil 4.9: Topuzdamları alt havzası örneğinde Gr2m ve Gr5m modelleri için algoritmalarından üretilen yakınsama grafikleri.....	31
Şekil 4.10: Acısu alt havzasına ait (a) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen akım tahminlerinin zamana bağlı gidişleri (b) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen saçılım diyagramları.....	42
Şekil 4.11: Borlu alt havzasına ait (a) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen akım tahminlerinin zamana bağlı gidişleri (b) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen saçılım diyagramları.....	43
Şekil 4.12: Dereköy alt havzasına ait (a) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen akım tahminlerinin zamana bağlı gidişleri (b) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen saçılım diyagramları.....	44
Şekil 4.13: Hacihaliller alt havzasına ait (a) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen akım tahminlerinin zamana bağlı gidişleri (b) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen saçılım diyagramları.....	45
Şekil 4.14: Hacılıdır alt havzasına ait (a) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen akım tahminlerinin zamana bağlı gidişleri (b) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen saçılım diyagramları.....	46
Şekil 4.15: Kayalıoğlu alt havzasına ait (a) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen akım tahminlerinin zamana bağlı gidişleri (b) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen saçılım diyagramları.....	47
Şekil 4.16: Muradiye alt havzasına ait (a) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen akım tahminlerinin zamana bağlı gidişleri (b) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen saçılım diyagramları.....	48



<b>Şekil 4.17:</b> Taytan Köprüsü alt havzasına ait (a) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen akım tahminlerinin zamana bağlı gidişleri (b) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen saçılım diyagramları.....	49
<b>Şekil 4.18:</b> Topuzdamları alt havzasına ait (a) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen akım tahminlerinin zamana bağlı gidişleri (b) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen saçılım diyagramları.....	50

## TABLO LİSTESİ

### Sayfa

<b>Tablo 2.1:</b> Yağış-akış modellerinde esas alınan performans ölçütleri.....	14
<b>Tablo 3.1:</b> Havzayı temsil eden meteoroloji istasyonları.....	17
<b>Tablo 3.2:</b> Çalışmada kullanılan AGİ'ler ile ilgili bilgiler.....	19
<b>Tablo 3.3:</b> Mevsimsel ve yıllık akımlara ait ortalamalar .....	19
<b>Tablo 4.1:</b> Modellere ait tanımlı parametre aralıkları.....	22
<b>Tablo 4.2:</b> PSO, LM ve HPSO ile modellerin kalibrasyonu neticesinde elde edilen yakınsama ve stabilite göstergeleri.....	33
<b>Tablo 4.3:</b> M-W testi ile algoritmaların uygunluk fonksiyonu sınamaları.....	37
<b>Tablo 4.4:</b> HPSO algoritması ile belirlenen Gr2m modellerinin optimum parametreleri...	39
<b>Tablo 4.5:</b> HPSO algoritması ile belirlenen Gr5m modellerinin optimum parametreleri...	40
<b>Tablo 4.6:</b> Yağış-akış modellerine ait performans ölçütlerinin özeti.....	41

## ÖNSÖZ

Uluslararası hidroloji literatüründe ve ülkemizde yapılan araştırmalarda kullanılan yağış-akış modelleri, kalibrasyon kapsamında sürekli gelişme göstermektedir. Optimizasyon tekniğine farklı bir bakış açısı getirilerek yürütülen bu çalışma ile kalibrasyon performansına katkı sağlanması amaçlanmaktadır.

Yapılan yüksek lisans tez çalışmasında bilim adına tarafıma her türlü katkıyı sağlayan, yanında çalışmaktan onur duyduğum ayrıca tecrübelerinden yararlanırken göstermiş olduğu hoşgörü ve sabırdan dolayı tez danışmanım değerli bilim insanı Doç. Dr. Umut OKKAN'a teşekkür eder, saygılarımı sunarım.

Ayrıca lisans eğitimi süresinde gerekli yönlendirmeleri ile bilinç kazanmamı sağlayan, hem lisans eğitimi hem de yüksek lisans eğitimim sırasında tarafıma her konuda destekte bulunan ve benim için büyük öneme sahip olan, Doç. Dr. Nuray GEDİK'e teşekkürü bir borç bilirim.

Bursiyeri olarak çalışma fırsatı bulduğum Doç. Dr. Umut OKKAN tarafından yürütülen 114Y716 Numaralı "İklim Değişikliği Senaryoları Altında Gelecekteki Sulama ve İçme Suyu Yeterliliğinin İrdelenmesi: Gediz Havzası Örneği" Tübitak Projesine çalışmamda sağladığı katkılardan dolayı teşekkür ederim.

Aynı zamanda bu aşamada maddi ve manevi desteğini benden esirgemeyen, hayatım boyunca beni hiç yalnız bırakmayacaklarına emin olduğum anneme ve babama teşekkür ederim.

Balıkesir'de bana bir aile ortamı oluşturan ve tez ile ilgili yardımlarını benden eksik etmeyen değerli arkadaşlarıma da teşekkür ederim.

**Balıkesir, 2020**

**Hayriye Meryem GÜNEY**

# 1. GİRİŞ

Havza sistemini etkileyen iklimsel ve antropojenik faaliyetleri yorumlamak ve var olan sistemi yönetmek için araştırmacılar ve su kaynakları planlamacıları tarafından yaygın şekilde kullanılmakta olan kavramsal yağış-akış modelleri, hidrolojik model sınıfları içerisinde geniş bir yere sahiptir. Kullanılan hidrolojik modeller içerisinde tanımlı parametreler, ölçek sorunları ve genellikle fiziksel kısıtlamalar sebebi ile doğrudan ölçülemediğinden (veya ölçümü zor olduğundan), modellemenin etkili bir şekilde uygulanması, kavramsal bütçe elemanlarıyla temsil edilen modelin nasıl ve ne ölçüde kalibre edildiğine birincil düzeyde bağlıdır (Goswami ve O'Connor 2007; Zhang vd. 2009; Qin vd. 2017). Diğer bir deyişle, bir hidrolojik modelin başarılı bir şekilde uygulanması onun parametrelerinin iyi tahmin edilmesiyle ilişkilidir. Parametrelerin seçimi iklim, toprak, bitki örtüsü, arazi vb. gibi birçok faktöre göre belirlenir. Hemen hemen kullanılan tüm hidrolojik modeller için kalibrasyon gerekmekte ve bunun model performansı için basit bir süreç olmadığı ifade edilmektedir (Sorooshian 1981).

Hidrolojik modellerde uygulanan ilk kalibrasyon çalışmaları bilgisayar teknolojilerinin yetersizliğinden ve optimizasyon gereçlerinin yeterli derecede kullanılamamasından dolayı manuel şekilde (deneme-yanılma ile) uygulanmıştır. Günümüzde bu tür deneme yanılma yolu ile kalibrasyon yöntemini konu alan az sayıda çalışma mevcuttur (Kim vd. 2007; Rouhani vd. 2007). Yaklaşık olarak 30 yıldır ise optimizasyon alanında yaşanan gelişmelere bağlı olarak model kalibrasyonlarının otomatik arama yaklaşımları ile yürütüldüğü görülebilmektedir (Piotrowski vd. 2017). Otomatik kalibrasyonda temel amaç iteratif bir algoritma yardımı ile seçilen bir uygunluk fonksiyonunu (genelde toplam veya ortalama karesel hata) minimize etmek ve böylece model çıktıları ile gözlemler arasındaki benzerliği sağlamaktır. Otomatik model kalibrasyonlarının ilk kayda değer uygulamaları lokal arama yöntemleri kategorisi içerisinde simpleks ve patern arama algoritması gibi tekniklerle gerçekleştirilmiştir (Nelder ve Mead 1965; Hooke ve Jeeves 1961).

Otomatik optimizasyon kullanarak model parametrelerini başarıyla kalibre etmekte kullanılan çeşitli amaç (uygunluk) fonksiyonları vardır. Ayrıca bir uygunluk fonksiyonuna ilaveten hata terimi üzerinde türevsel işlemlere (örneğin sonlu farklar ile Jacobian veya Hessian matris hesabı) de ihtiyaç duyan gradyan türden algoritmalar (quasi-Newton ve Gauss-Newton algoritmaları gibi) hızlı sonuç vermelerinden dolayı model kalibrasyonunda

tercih edilmiştir (Johnston ve Pilgrim 1976; Sorooshian 1981; Gupta ve Sorooshian 1985; Hendrickson vd. 1988).

Kalibrasyon yöntemlerinde yapılan bu uygulamalar ile kavramsal yakış akış modellerinde kalibrasyon problemlerinin konveks olmayan yapıda olduğu gözlemlenmiş olup bu modellerdeki çoklu lokal minima varlığının global optimuma ulaşılmasını zorlaştırdığı tespit edilmiştir. Ayrıca yapılan çalışmalarda elde edilen sonuçların başlangıç çözüm kümeleri ile oldukça hassas olduğu gözlemlenmiştir (Duan vd. 1992). Çeşitli kısıtlamalar ile birlikte model serbestlik derecelerindeki artışlar 90'lı yıllardan itibaren hidrologları lokal arama algoritmaları yerine stokastik karakterli sezgisel global arama algoritmalarına yönlendirmiştir. Sezgisel algoritmalar içerisinde, Genetik algoritmalar (GA), Shuffled Complex Evolution (SCE) algoritması ve tavlama benzetimi (SA) algoritması hidrolojik modellerde ilk uygulanan global arama teknikleridir (Wang 1991, 1997; Duan vd. 1992; Franchini ve Galeati 1997; Thyer vd. 1999). Bu kullanılan algoritmaların içerisinde şüphesiz doğadaki seleksiyon mekanizmasına atfedilen ve popülasyon tabanlı evrimsel bir algoritma olan GA halen referans bir yöntem olarak kullanılmaktadır (Reshma vd. 2015; Tigkas vd. 2016; Li vd. 2016; Dariane vd. 2016). GA'nın hidroloji ve su kaynakları mühendisliği kapsamındaki uygulamalarını konu alan kapsamlı bir literatür analizi Tayfur (2017) tarafından verilmiştir.

GA tekniğinin lokal arama yöntemlerinde rastlanan birçok problemin çözülmesinde başarılı olduğu tespit edilmiş olsa da, çaprazlama, mutasyon ve seçim operatörlerini kontrol eden değişkenlerin veya bazı katsayıların fazla olması kullanıcıyı karar verme sürecinde zorlamaktadır. GA'nın aynı şartlar altında çalıştırılmasına rağmen farklı simülasyonlarda benzer sonuçlar üretmediği de gözlemlenmiştir. Bu sorunlar daha pratik ve stabil sonuçlar veren evrimsel tekniklerin geliştirilmesi için çalışmaları elbette tetiklemiştir (Li vd. 2016). Bir diğer önemli çalışma ise, GA'daki kromozomlara bir dizi operatör uygulamak yerine kuşların rölatif hız vektörleri vasıtası ile yiyecek arama uzayına dağılımlarını konu alan parçacık sürü optimizasyonu (PSO) algoritmasıdır (Kennedy ve Eberhart 1995). PSO algoritmasının yağış-akış modellerinde kullanımı GA ve SCE gibi algoritmalara nazaran az sayıda olmasına rağmen, konuya ilişkin literatürde dikkat çeken ve etkili uygulamalar mevcuttur (Goswami ve O'Connor 2007; Zhang vd. 2009; Piotrowski vd. 2017; Okkan ve Kirdemir 2019; Okkan vd. 2019). Sezgisel ve popülasyon tabanlı global arama algoritmalarının örnekleri yukarıda bahsedilen örnekler ile sınırlı kalmamıştır. Doğadan esinlenilerek geliştirilen sezgisel ve meta-sezgisel algoritmalarının

sayısı gün geçtikçe artmaktadır. Örneğin diferansiyel evrim algoritması (DEA), yapay arı kolonisi (ABC) algoritması, yapay bağışıklık sistemi (AIS) algoritması, karınca kolonisi optimizasyonu (ACO), yabancı ot algoritması (IWA) gibi tekniklerin su kaynakları problemlerine sınırlı sayıda da olsa uygulandığı tespit edilmiştir (Chen vd. 2015; Zhang vd. 2009; Hamadi vd. 2016; Asgari vd. 2016).

Yukarıdaki paragraflarda model kalibrasyonu özelindeki uygulamalarda lokal arama yöntemlerinden yeni nesil popülasyon tabanlı sezgisellere kadar uzanan algoritmalarından bahsedilmiştir. Yapılan çalışmalarda birkaç istisnai örnek dışında, evrimsel türden algoritmaların lokal arama ile çalışan algoritmalarla göre daha stabil sonuçlar verdiği kabul edilmiştir. Yapılan çalışmalarda global arama algoritmaları olarak adlandırılan tekniklerin birbirlerine karşı performans olarak üstünlükleri sorgulanmış ve bazı çelişkiler tespit edilmiştir. Yani başka bir deyişle, literatürde yürütülen bir çalışma belirli bir evrimsel algoritmanın belirgin şekilde başarılı olduğunu ifade ederken, başka bir çalışma ise farklı yöntemlerden istatistiksel ve hidrolojik manada benzer sonuçlar elde edildiğini savunabilmektedir. Örneğin, Wang vd. (2010) iki farklı GA türünü ve SCE algoritmasını yayılı bir yağış-akış modelinin kalibrasyonunda kullanmışlar ve bu üç algortmadan elde edilen kalibrasyon performanslarının güney Tayvan'daki Yan-Shui havzası için çok yakın olduğunu göstermişlerdir. Goswami ve O'Connor (2007) tarafından İrlanda'daki Brosna ve Çin'deki Baihe havzalarında uygulanan bir çalışmada, (SMAR) kavramsal modelinin kalibrasyonu için GA, SA, SCE ve Nelder-Mead simpleks (NMS) gibi algoritmalar denenmiş ve istatistiksel açıdan anlamlı olmayan bir farkla SA'nın daha başarılı olduğu belirtilmiştir. Piotrowski vd. (2017) hem PSO ve DEA'nın çeşitli versiyonlarını hem de farklı meta-sezgiselleri HBV ve GR4J modellerinin kalibrasyonunda sınımışlar fakat algoritmalarından elden edilen tepkilerin önemli bir farklılık taşımadığını göstermişlerdir. Yapılan bazı çalışmalarda ise bazı algoritmaların diğerleri üzerinde azımsanamayacak üstünlüklerinin olduğu iddia edilmiştir. Cooper vd. (2007) örnek olarak TANK modelini ele almışlar ve modelin kalibrasyonunda SCE, GA ve SA algoritmalarını sınımışlardır. Çalışmalarında Goswami ve O'Connor (2007)'da tespit edilen bulguların aksine, SA diğer algoritmalarla kıyasla daha düşük performans sergilemiştir. Zhang vd. (2009) tarafından dört farklı iklimsel karaktere ve drenaj alanı büyüklüğüne sahip havza üzerinde gerçekleştirilen bir çalışmada ise SWAT modelinin GA, SCE, PSO, DEA ve AIS algoritmaları ile kalibrasyonu yapılmış ve sonuçlar kapsamlı bir şekilde kıyaslanmıştır. Elde ettikleri bulgulara göre, kontrol parametrelerinin iyi ayarlanması ve işlem hacminin

arttırılması halinde (2000'den fazla deneme (run) adedi kullanılırsa), GA ile uygun sonuç yakalanabilir. Ancak PSO'nun düşük popülasyon büyüklüğü ve az sayıda denemeyle de makul sonuç verebileceği aynı çalışma içerisinde savunulmuştur. Buna benzer çıkarımların yapıldığı daha başka çalışmalar da ilgili literatürde mevcuttur (Tigkas vd. 2016; Xu vd. 2013).

Yapılan çalışmalarda elde edilen sonuçlar doğrultusunda bahsi geçen çelişkilerin neden olabileceği sorgulanmıştır. Kavetski ve Clark (2011) tarafından yapılan çalışmaya göre, algoritmayı kontrol eden parametrelerin uygun seçilememesi, test edilen modellerin, uygulama havzalarının ve dolayısı ile veri niteliklerinin/niceliklerinin farklı oluşları bahsi geçen çelişkilere sebebiyet verebilmektedir. Ayrıca evrimsel algoritmaların sağlam yapılarına rağmen, Tolson ve Shoemaker (2007) tarafından gerçekleştirilen kapsamlı bir çalışmada, algoritmaların problemin zorluk derecesinden önemli boyutta etkilendikleri gösterilmiştir. Çalışmalarında SWAT modelinin parametre tahmininde optimum sonuca ulaşmak için çok fazla deneme yapılması gerektiği kanıtlanmıştır. Benzer durum çeşitli araştırmacılar tarafından da tartışılmış ve bu çalışmalarda evrimsel türde algoritmalar ile hesap sürecinin hidroloji pratiğinden uzaklaşabileceği ifade edilmiştir (Qin vd. 2018). Qin vd. (2017, 2018) ve Okkan ve Kirdemir (2019)'a göre hesap maliyetini etkili bir biçimde azaltabilmek için gradyen tabanlı Newton tipli algoritmaların hızlı yakınsama özelliklerinden yararlanılması ve bunların lokal minima tuzaklarına takılma ihtimalinin azaltılarak daha sağlam hale getirilmeleri gerekmektedir. Bu maksatla uygulanacak stratejilerden biri model parametrelerine çoklu rastgele başlangıç değerleri atayarak gradyen algoritmayı koşturmaktır. Qin vd. (2017) tarafından ortaya konan araştırmada, çoklu başlangıç versiyonlu quasi-Newton ve Gauss-Newton tekniklerinin SCE algoritmasına kıyasla daha seri çözüm ürettikleri iki farklı hidrolojik model denemesi üzerinden gösterilmiştir. Global optimuma yakınsama frekansları bakımından ise model bazlı belirsizliklerin oluştuğu ve sağlam bir yapı elde etmek için bu tarz bir yaklaşımın geliştirilmesi gerektiği ifade edilmiştir. Benzer çıkarımlar hidrolojideki bir başka optimizasyon problemi olan Muskingum taşkın öteleme modelinin parametre tahmini için de elde edilmiştir. Örneğin Geem (2006) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, quasi-Newton algoritmasının farklı başlangıç çözümleri ile çalıştırılması halinde bile toplam simülasyonun ancak %30'unda optimum sonuca erişilmiştir. Diğer yandan, Barati (2011) benzer stratejiyi simpleks algoritması kullanarak tekrarlamış fakat yine mevcut simülasyonların sadece yarısında optimuma yakın sonuç yakalayabilmiştir.

Diğer bir yol da evrimsel algoritmaların global arama özellikleri ile gradyen algoritmaların lokal arama yetilerinin entegre edilmesidir (Karahan vd. 2013; Okkan ve Kirdemir 2019). Bu kapsamda bir uygulama, taşkın öteleme problemi için Karahan vd. (2013) tarafından ele alınmıştır. Harmoni arama algoritması (HA) ile quasi-Newton yönteminin kombinasyonundan oluşan bu hibrit yaklaşım ile oldukça kararlı sonuçlar elde edilmiştir. Ancak kavramsal yağış-akış modeli kalibrasyonu özelinde birkaç çalışma dışında (Qin vd. 2018; Okkan ve Kirdemir 2019; Okkan vd. 2019) bu tarz bir hibrit yaklaşımın henüz uygulanmadığı görülmektedir. Hazırlanan çalışmada, Okkan ve Kirdemir 2019'in abcd ve dinamik su bütçesi modellerinin efektif kalibrasyonunda önerdiği hibrit algoritma tekniğinden yararlanılmış ve bu teknik ile farklı tipte hidrolojik modellerin kalibrasyon performanslarının ne düzeyde gerçekleştirildiği sorgulanmıştır. Diğer yandan, Kavetski and Clark (2011) tarafından tartışılan konuyu da göz ardı etmemek ve dolayısı ile seçilen bir algoritmanın kontrol parametrelerinin kullanıcı kaynaklı yanlış seçiminden sakınmak gerekmektedir. Bu nedenle fazla kontrol parametresine sahip bir algoritmaya lokal arama eklentisi yapmanın da pratik bir usul olmadığı Okkan ve Kirdemir (2019) tarafından savunulmuştur. Bu yüzden, PSO gibi az kontrol parametrelili bir algoritmaya lokal arama yetisi kazandırmanın daha tutarlı olacağına karar verilmiştir. Quasi-Newton gibi bir yöntemde ise Hessian matrisinin tersinin alınması sayısal çözüm sırasında engel teşkil edebileceği için lokal arama yöntemi olarak Hessian matrisinin yaklaşık çözümünü kullanan Levenberg-Marquardt (LM) algoritması Okkan ve Kirdemir (2019) çalışmasında özellikle önerilmiştir. İki farklı yağış-akış modelini kapsayan tez çalışması ise LM, PSO ve HPSO (Hibrit PSO) optimizasyon algoritmalarının performanslarının bu modeller üzerinde irdelenmesini konu almaktadır. Uygulama alanı olarak ülkemizdeki tarımsal faaliyetlerin önemli bir yeri olan Gediz Havzası seçilmiştir. Hazırlanan tez çalışmasında, Bölüm 2'de yöntem, Bölüm 3'te uygulama alanı, Bölüm 4'te çalışmadan elde edilen bulgular, Bölüm 5'te sonuç ve tartışma içeriği detaylı bir şekilde sunulmuştur.



## 2. YÖNTEM

### 2.1 Parametrik-Kavramsal Yağış-Akış Modelleri

Su bütçesi denklıklarına dayanan yağış-akış modelleri havzalarda mevcut olan yağış-akış ilişkilerinin tespiti (Fıstıkoğlu ve Harmancıoğlu, 2001; Okkan ve Fıstıkoğlu 2013), akım gözlemi eksik olan havzalarda akışların tamamlanması (Gabos ve Gasparri, 1983; Fıstıkoğlu ve Okkan, 2010), yeraltı suyu akımı ile entegrasyon (Elci vd. 2010), iklim değişikliğinin akışlar üzerindeki etkilerinin belirlenmesi (Arnall, 1992; Okkan, 2013; Okkan ve Kirdemir 2018) gibi amaçlar doğrultusunda kullanılabilir.

Bu modeller içerisinde bulunan parametrik ve kavramsal özellikteki modeller, bir havzadaki hidrolojik sürecin bileşenlerini kavramsallaştırarak, yağış girdisinden akış çıktısını hesaplamaktadır. Bu modellerdeki parametreler, havzadaki ölçülebilen eğim, pürüzlülük gibi fiziksel türden parametreler olabileceği gibi, maksimum zemin nemi, yüzeyaltı boşalım katsayısı gibi direkt ölçümü olmayan sanal parametreler de olabilmektedir (Xu ve Singh, 1986; Okkan, 2013; Okkan ve Karakan 2016).

Hidrolojik süreçlerin kavramsallaştırılması esnasında kullanılan parametrelerin sayısı fazlaştıkça modellerin serbestlik düzeyleri artmakta ve sonuçların gözlemlenmiş olan değerlere yaklaşması kolaylaşmaktadır (Gan vd. 1997). Parametre bakımından yoğun olan modeller kavramsallaştırma açısından sorun teşkil edebildiği için uygulamada tercih edilmeyebilmektedir (Thorsten ve Gupta, 2005). Bu bakımdan, optimum parametreyle yeterli doğrulukta akım üreten modellerin seçimi hidrolojik manada daha tutarlı olmaktadır. Hazırlanan çalışmada bu gerekçeyle iki ve beş parametreye sahip iki model (Gr2m ve Gr5m) üzerinde durulmuştur. Modellere ait detaylar aşağıdaki alt başlıkta verilmiştir.

### 2.2 Gr2m ve Gr5m Modelleri

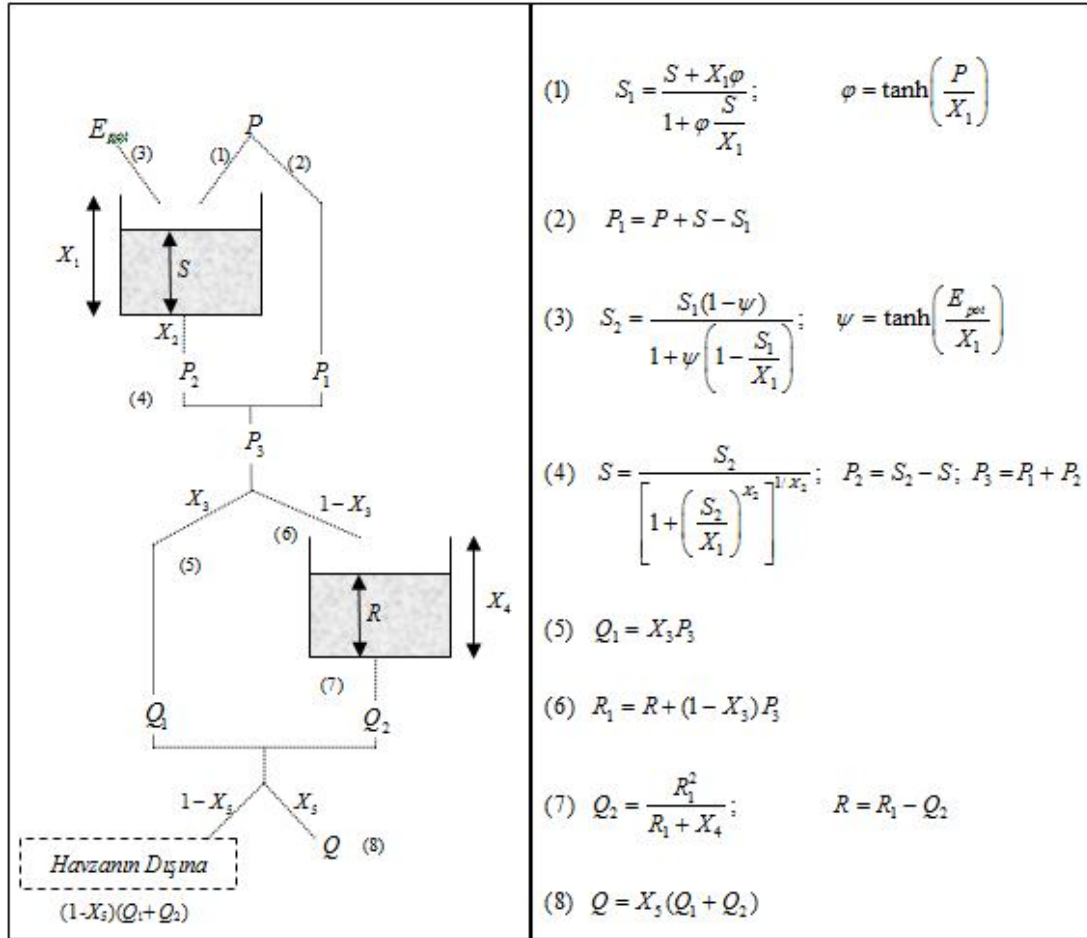
Gr5m modeli, Makhoul ve Michel (1994) tarafından geliştirilmiş aylık bir model olup Gr4m modelinden türetilmiştir. Zemin nemi fonksiyonu GR4J modeline benzemektedir. Modelde  $X_1$ ,  $X_2$ ,  $X_3$ ,  $X_4$  ve  $X_5$  ile simgelenen 5 adet parametre mevcuttur. Modelin akış şeması Şekil 2.1'de verilmiştir.

Yağış (P) ve zemin nemi kapasitesi (S) ile hesaplanan bileşeni  $S_1$  denklem 2.1 ile hesaplanmaktadır

$$S_1 = \frac{S + X_1 \varphi}{1 + \varphi \frac{S}{X_1}}; \quad \varphi = \tanh\left(\frac{P}{X_1}\right) \quad (2.1)$$

Burada maksimum depolama kapasitesi  $X_1$  parametresi ile simgelemektedir. Bir sonraki adımda diğer depolama elemanına katkı sağlayacak yağış bileşeni  $P_1$  hesaplanabilmektedir.

$$P_1 = P + S - S_1 \quad (2.2)$$



**Şekil 2.1:** Gr5m modelinin akış şeması (Mouelhi vd. 2006; Okkan 2013; Okkan ve Fıstıkoğlu 2013).

Bir referans yöntem olan Penman-Monteith eşitliği ile hesaplanan potansiyel evapotranspirasyonun (EPOT) sistemde hesaba katılması ile  $S_1$  bileşeni zemin nemi güncellenmesinde kullanılan  $S_2$  fonksiyonuna dönüştürülmektedir.

$$S_2 = \frac{S_1(1-\psi)}{1+\psi \left(1 - \frac{S_1}{X_1}\right)}; \quad \psi = \tanh\left(\frac{E_{pot}}{X_1}\right) \quad (2.3)$$

İlk zemin nemi değeri ( $S_{(t=0)}$ ) başlangıç ayında ( $t=1$ ) model akımının ve gözlenmiş akımın birbirine yakın değerler olması kaidesi ile belirlendikten sonra, diğer aylardaki güncellenmiş zemin nemi değeri aşağıdaki bağıntı ile hesaplanmaktadır.

$$S = \frac{S_2}{\left[1 + \left(\frac{S_2}{X_1}\right)^{X_2}\right]^{1/X_2}} \quad (2.4)$$

Burada  $X_2$  parametresi 0'dan büyük bir çarpan olmak şartı ile zemin nemi biriktirme sisteminden artan miktar olarak tanımlanan  $P_2$  bileşeni ise aşağıdaki eşitlik ile belirlenmektedir.

$$P_2 = S_2 - S \quad (2.5)$$

Şekil 2.1'e bakıldığı zaman  $P_1$  ve  $P_2$  değerlerinin toplamı ile net yağışın  $P_3$  ile temsil edildiği gözlenmektedir. Net yağışın  $X_3$  kadarlık kısmı ile akışın ilk bileşeni hesaplanmakta olup ( $Q_1=X_3P_3$ ), geri kalan kısım ise kapasitesi  $R$  olan öteleme elemanına iletilmektedir. Başlangıç öteleme elemanı değeri ( $R_{(t=0)}$ ) için de başlangıç zemin neminde uygulanan usul esas alınmıştır.

Daha sonra Denklem 2.6 ile hesaplanan  $R_1$  bileşeni ve  $X_4$  parametresine bağlı olarak ikincil debi bileşeni (Denklem 2.7) hesabı yapılmakta ve akabinde ikincil haznenin yeni depolama değeri ( $R$ ) Denklem 2.8 ile son kez güncellenmektedir.

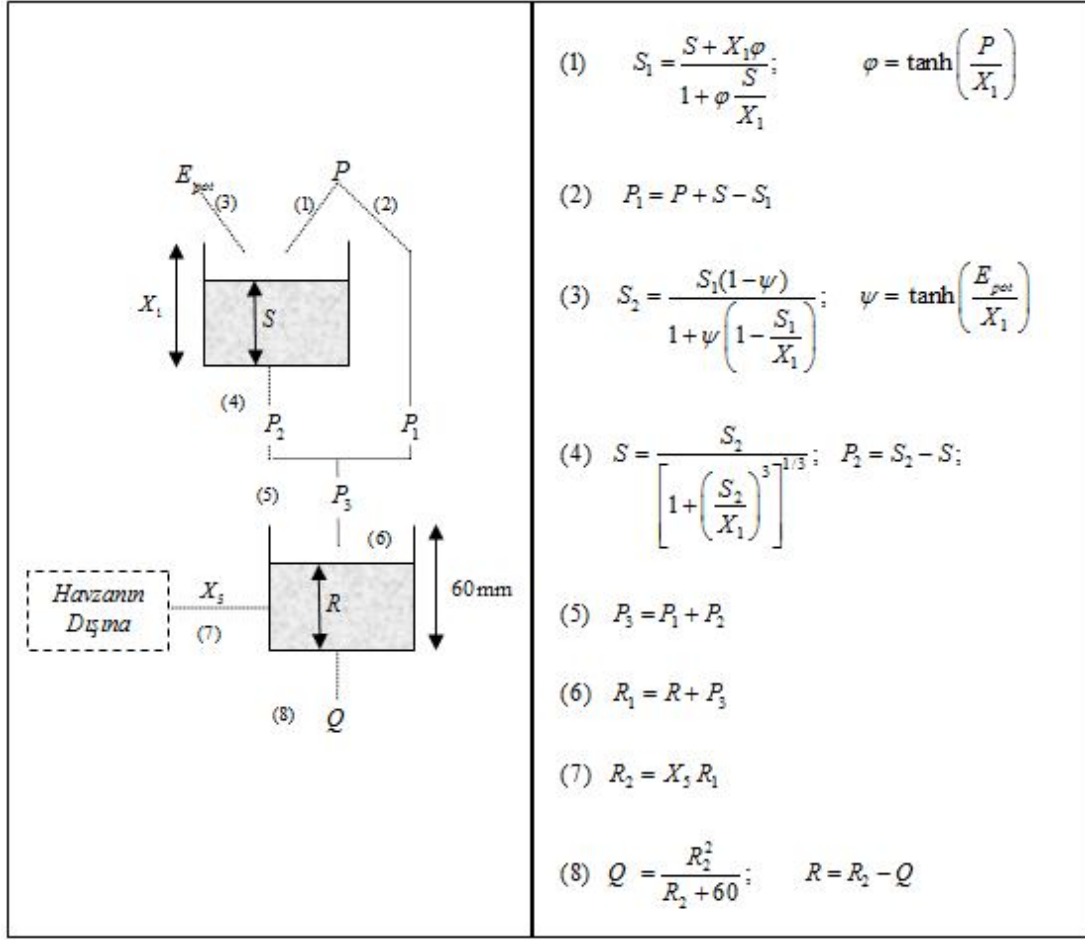
$$R_1 = R + (1 - X_3)P_3 \quad (2.6)$$

$$Q_2 = \frac{R_1^2}{R_1 + X_4} \quad (2.7)$$

$$R = R_1 - Q_2 \quad (2.8)$$

$Q_1$  ve  $Q_2$  debi bileşenlerinin toplamının  $X_5$  katsayısı ile düzeltilmiş halinin ise model debisini oluşturduğu kabul edilmektedir (Denklem 2.9). Bu durumda geri kalan  $(1-X_5)$  oranındaki kısım ise havza dışına transfer edilmektedir.

$$Q = X_5(Q_1 + Q_2) \quad (2.9)$$



**Şekil 2.2:** Gr2m modelinin akış şeması (Mouelhi vd. 2006; Okkan 2013; Okkan ve Fıstıkoğlu 2013).

Mouelhi vd. (2006) Gr5m modelini (çalışmalarında PMS diye adlandırmış) birçok havzada uygulayarak bu model için parametre adedinin belirli kabuller ile azaltılabileceğini kanıtlamışlardır. Uygulamalardan sonra bazı performans kriterlerinin karşılaştırılması sonucu  $X_2$ ,  $X_3$  ve  $X_4$  parametreleri modelden çıkarılmıştır. Belirli kabuller altında ve ara fonksiyonların yenilenmesi sonucu sadece  $X_1$  ve  $X_5$  parametrelerinden oluşan Gr2m modeli ortaya atılmıştır (Mouelhi vd. 2006). Bu basitleştirilmiş olan modelinin işleyiş mekanizması ve ilgili formülasyonlar Şekil 2.2’de verilmektedir.

## 2.3 Modellerin Kalibrasyonunda Kullanılan Algoritmalar

### 2.3.1 Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO)

PSO algoritması Kennedy ve Eberhart (1995) tarafından yürütülen çalışmada kuş sürülerinin av/yiyecek arama davranışlarından esinlenilerek geliştirilmiş metasezgisel bir algoritmadır. Algoritma kuş sürüsünün Denklem 2.10 yardımıyla yiyecek aramak için çözüm uzayına rastgele dağılmasıyla başlamaktadır.

$$x_{i,j} = x_j^{\min} + rand * [x_j^{\max} - x_j^{\min}], \quad i = 1, 2, \dots, N_{pop}, \quad j = 1, 2, \dots, N_{par} \quad (2.10)$$

Burada  $N_{par}$  modeldeki kalibre edilecek parametre adedini,  $N_{pop}$  popülasyon büyüklüğünü temsil etmektedir.  $rand$  0-1 arasında rastgele üretilmiş sayıyı,  $x_j^{\max}$  ve  $x_j^{\min}$  ise  $j$  parametrenin sırasıyla üst ve alt limit değerlerini sembolize etmektedir.

Parçacıklar, aradıkları yiyeceğin uzaydaki  $x$  koordinatlarını Denklem 2.11’de ifade edilen  $v$  hız vektörü yardımıyla iteratif olarak belirlemeye çalışırlar. Başlangıçta tüm parçacıklar için  $v(t=0)=0$  kabul edilebilir. Hesaplanan hız vektörü önceki adımdaki konum vektörüne eklenerek parçacıkların güncel konumları belirlenmektedir.

$$v_{i,j}(t+1) = \omega * v_{i,j}(t) + rand * c * (pb_{i,j}(t) - x_{i,j}(t)) + rand * c * (gb_j(t) - x_{i,j}(t)) \quad (2.11)$$

Denklemden,  $t$  iterasyon adımını simgelemektedir.  $pb$ , herhangi bir  $i$ . parçacığın o ana kadar ulaştığı en iyi koordinat bilgisini,  $gb$  popülasyondaki tüm parçacıklar içindeki en iyi koordinat bilgisini temsil etmektedir.  $c$  ise ivmelenme katsayısı olup genelde 2 değerini almaktadır (Tayfur 2017).

Çalışmada Denklem 2.11’deki hız terimini iteratif olarak kontrol eden  $\omega$  atalet ağırlığı fonksiyonu olarak Rathore ve Sharma (2017) ve Okkan vd. (2019) çalışmasındaki öneriler esas alınarak kaotik rastsal atalet ağırlığı (CRW) yöntemi kullanılmıştır.

*İterasyon adımı* 0 için  $pb$  matrisi Denklem 2.10 ile rastgele oluşturulan çözüm matrisine eşit kabul edilmektedir. Herhangi bir  $i$  satırında konum güncellemesi sonrası elde edilen çözüme ait uygunluk (*fitness*) değeri önceki iterasyondaki değere kıyasla iyileşmiş ise  $pb$ ’nin ilgili satırı da yeni konum ile değiştirilir.  $N_{pop} \times N_{par}$  boyutlu  $pb$  matrisi içindeki en iyi çözüm de önceki iterasyondaki en iyi çözüme kıyasla daha kaliteli ise  $gb$  vektörü bu çözüm ile yer değiştirir. Yukarıda anlatılan işlemler iterasyonlar tamamlanana kadar sürmektedir (Tayfur 2017).

### 2.3.2 Hibrit Parçacık Sürü Optimizasyonu (HPSO) Algoritması

Stokastik türden metasezgisel algoritmalar ile gradyan algoritmaların birleştirilmesinin parametre optimizasyonunda hem global hem de lokal arama davranışını öne çıkaracağı Okkan ve Kirdemir (2019) ve Okkan vd. (2019) tarafından savunulmuştur. Bu görüşe uygun olarak PSO'nun standart biçimde işletilmesi ile elde edilen  $gb$  vektörünün her bir iterasyonda LM algoritmasına girdi olarak sunulmasıyla hibrit bir yaklaşım oluşturulmuştur. Yani HPSO yaklaşımı çok karışık olmamakla PSO'nun LM algoritması ile entegrasyonuna dayandırılmaktadır (Şekil 2.3).

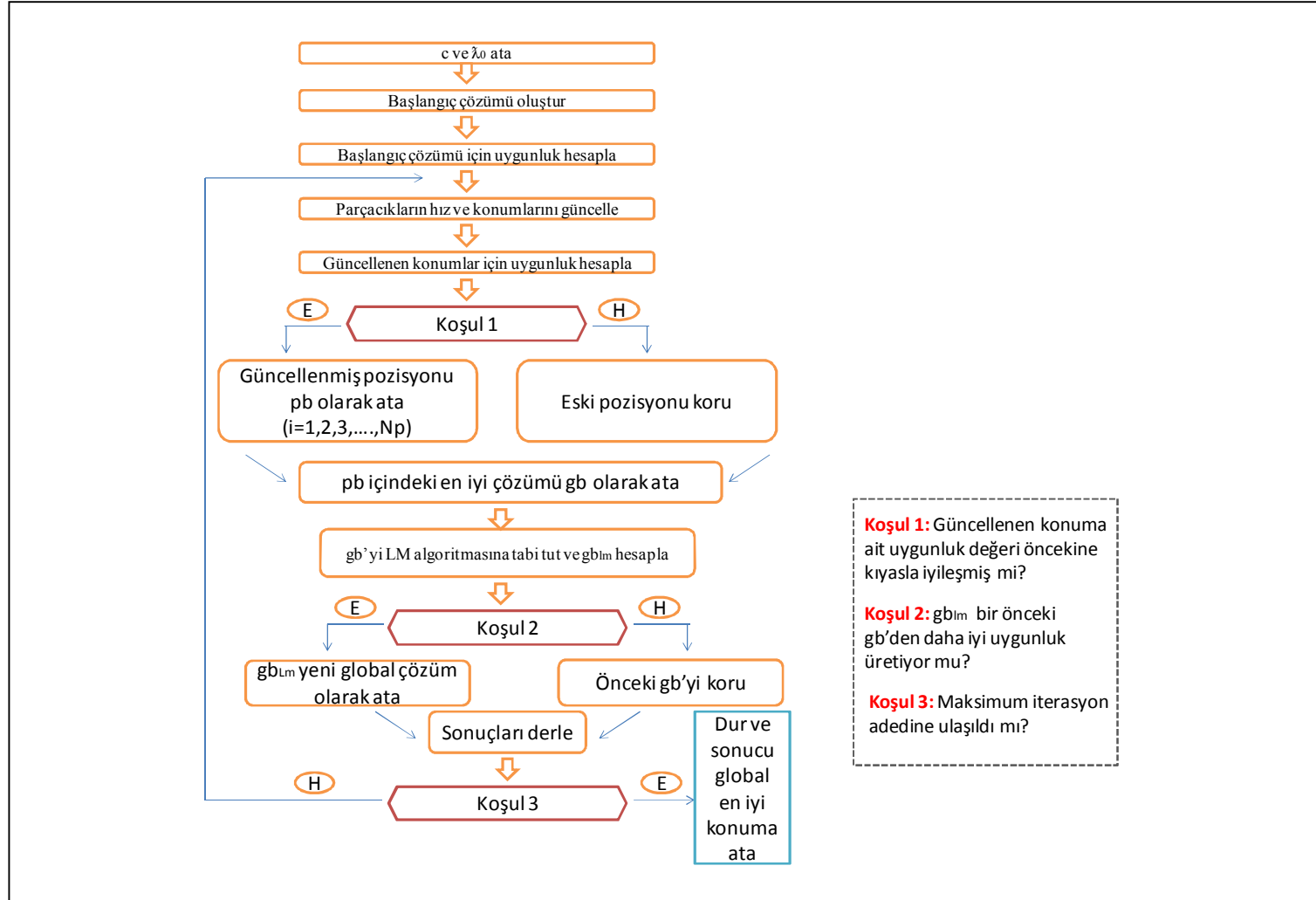
HPSO'da, LM kısmı Jakobien matrisi olarak adlandırılan, model hatalarının,  $gb$  vektöründeki her bir parametreye göre birinci derece kısmi türevlerinden oluşan Denklem 2.12'deki matrise ihtiyaç duymaktadır ( $T_{cal}$ =kalibrasyon döneminin veri uzunluğudur).

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1}{\partial x_1} & \frac{\partial e_1}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_1}{\partial x_j} \\ \frac{\partial e_2}{\partial x_1} & \frac{\partial e_2}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_2}{\partial x_j} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial e_{T_{cal}}}{\partial x_1} & \frac{\partial e_{T_{cal}}}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_{T_{cal}}}{\partial x_j} \end{bmatrix}_{T_{cal} \times N_{par}}, \quad j = 1, 2, \dots, N_{par} \quad (2.12)$$

Her bir iterasyon adımında sonlu farklar yaklaşımı (tercihen ileri fark) ile  $J$  matrisi oluşturulduktan sonra,  $gb$  güncellemesi Hessian matrisin yaklaşık bir çözümüne dayanan Denklem 2.13 ile gerçekleştirilmektedir.

$$gb_{t+1} = gb_t - [J_t^T J_t + \lambda_t I]^{-1} J_t^T e_t, \quad t = 1, 2, \dots, iter_{max} \quad (2.13)$$

Burada  $e_t$   $T_{cal} \times 1$  boyutundaki hata vektörünü,  $gb_t$  PSO vasıtasıyla türetilen global en iyi çözümü,  $gb_{t+1}$  LM ile güncellenen yeni çözümü temsil etmektedir. Ayrıca, Marquardt parametresi  $\lambda$  her bir iterasyonda belli bir kurala göre güncellenmektedir. Örneğin uygunluk değeri azaldığında bir sonraki iterasyonda kullanılmak üzere bir bozulma oranı ( $\beta$ ;  $0 < \beta < 1$ ) ile çarpılmakta, uygunluk değerinin artması veya değişmemesi halinde ise  $\beta$  değerine bölünmektedir. Böylelikle algoritmanın global sonucu edinme performansı iyileştirilmeye çalışılmaktadır (Çalışmada  $\lambda_0=0.01$ ,  $\beta=0.1$  ve  $\lambda$ 'nın azami  $10^8$  değeri alınmıştır).



Şekil 2.3: Önerilen HPSO algoritmasının akış şeması (Okkan vd. 2019).

## 2.4 Performans Ölçütleri

### 2.4.1 Yağış-Akış Modellerinin Performans Kontrolünde Kullanılan Ölçütler

Çalışmada *fitness* (uygunluk) fonksiyonu olarak minimizasyonu hedefleyen kalibrasyon dönemi SSE istatistiğinin yanı sıra, kavramsal yağış-akış modellerinin hem kalibrasyon hem de validasyon (doğrulama) dönemi performanslarının çeşitli indisler ile kontrol edilmesi sonuçların hidrolojik anlamda yorumlanmasında önemlidir. Çalışmada, Nash-Sutcliffe katsayısı (*NS*), hata kareler ortalamasının karekökü olan RMSE'nin gözlenmiş akımların standart sapmasına oranlanmasıyla hesaplanan RSR ve yüzdesel yanlışlık miktarı olan Pbias ölçütleri Gr2m ve Gr5m modellerinin performans kontrolünde kullanılmıştır. Tabii yapılan bu çalışmada model başarısını incelemek değil algoritmaların performansını yani modellerin kalibrasyon dönemindeki sonuçlarını irdelemektir. Ancak yine de söz edilen ölçütlerce kalibre edilen modellerin validasyon dönemi çıktılarını yorumlamak yararlı olacaktır.

Moriasi vd. (2007)'ye göre denklem 2.14'de verilen NS ölçütünün 0.75'ten büyük bir değer alması, modelin 'çok iyi' sınıfta olduğuna işaret etmektedir.

$$NS = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n (Q_{g,t} - Q_{m,t})^2}{\sum_{t=1}^n (Q_{g,t} - Q_{g,ort})^2} \quad (2.14)$$

Bu denklemde,  $n$  örneklemeadaki toplam veri sayısı,  $Q_{g,t}$   $t$ . zamandaki ölçülmüş akış,  $Q_{m,t}$  modelin  $t$ . zamandaki akış çıktısını,  $Q_{g,ort}$  ise gözlenen akışın uzun dönem ortalamasıdır.

Diğer yandan, hata kareler ortalamasının karekökünün (RMSE), ölçülmüş akışın standart sapmasına ( $STD_{obs}$ ) oranı şeklinde hesaplanan boyutsuz RSR değeri (Denklem 2.15) de performans değerlendirmesinde önerilmektedir (Moriasi vd., 2007).

$$RSR = \frac{RMSE}{STD_{obs}} \quad (2.15)$$

Pbias ise modellenen verinin gözlemden sapma miktarını irdelemede kullanılmaktadır (Denklem 2.16). Pbias'ın negatif değerleri aşırı tahminlemeyi, pozitif değerleri ise aşağı tahminlemeyi ifade etmektedir.



$$Pbias(\%) = 100. \left[ \frac{\sum_{t=1}^n (Q_{g,t} - Q_{m,t})}{\sum_{t=1}^n (Q_{g,t})} \right] \quad (2.16)$$

Bu üç performans ölçütüne bağlı genel performans kriterleri Tablo 2.1’te verilmiştir. Burada gösterildiği gibi, eğer bir modelin performans değerleri,  $NS > 0.65$ ,  $RSR \leq 0.60$  ve  $Pbias < \pm 15\%$  şartlarına uygunluk gösteriyorsa modelin başarısının 'iyi' derecede olduğu yorumu yapılabilir. Bu şartlar göz önüne alınarak hazırlanan bir modelin güvenle kullanılabilceği düşünülmektedir (Okkan 2015; Okkan ve Kirdemir, 2016).

**Tablo 2.1:** Yağış-akış modellerinde esas alınan performans ölçütleri (Moriassi vd. 2007).

Performans Değerlendirilmesi	RSR	NS	Pbias (%)
İyi	$0.50 < RSR \leq 0.60$	$0.65 < NS \leq 0.75$	$\pm 10 \leq PBIAS < \pm 15$
Çok İyi	$0 < RSR \leq 0.50$	$0.75 < NS \leq 1$	$PBIAS < \pm 10$
Yeterli	$0.60 < RSR \leq 0.70$	$0.50 < NS \leq 0.65$	$\pm 15 \leq PBIAS < \pm 25$
Yetersiz	$RSR \geq 0.70$	$NS \leq 0.50$	$PBIAS \geq \pm 25$

## 2.4.2 Algoritmaların Kıyaslanmasında Kullanılan Ölçütler

Algoritmaların stabilite ve yakınsama performanslarını istatistiksel açıdan sınamak için stokastik karakterli bu algoritmaların her birinin birbirinden bağımsız şekilde birçok kez koşturulması gerekmektedir. Yapılan bu çalışmada en uygun sonuçları verebilmesi için 30 kez koşturulmasına karar verilmiştir. Kullanılan algoritmaların 30 kez koşturulması ile son iterasyonda elde edilen *fitness* değerleri hafızaya alındıktan sonra öncelikle bunların ortalama ve standart sapma istatistikleri yorumlanmıştır. Daha sonra, He and Lin (2016) tarafından önerilen *CR* geometrik ortalama yakınsama oranı formülü (Denklem 2.17) çalışmada uygulanmıştır.

$$CR = 1 - \left[ \left| \frac{fitness_{desired} - fitness_1}{fitness_{desired} - fitness_0} \right| * \left| \frac{fitness_{desired} - fitness_2}{fitness_{desired} - fitness_1} \right| * \dots * \left| \frac{fitness_{desired} - fitness_h}{fitness_{desired} - fitness_{h-1}} \right| \right]^{1/h} \quad (2.17)$$

Denklem (2.17)'de hedeflenen SSE değeri için  $fitness_{desired} = 0$  iken,  $fitness_0$  ise iterasyonlar başlamadan önce Denklem 2.10 ile rastgele oluşturulan çözümler içindeki en uygun *fitness* değeridir.  $fitness_h$  ise  $h$  numaralı iterasyondan sonra anlamlı değişime uğramadığı kabul edilen kararlı *fitness* değeridir. Bunun hesaplamak için  $\epsilon$  gibi bir eşik değer seçtikten sonra Denklem 2.18 yardımı ile kararlı sonuç belirlemede yeterli iterasyon adedi  $h$ 'ye karar verilir.

$$sign_t = \begin{cases} 0, & (fitness_t - fitness_{iter_{max}}) \leq \epsilon = 10^{-3} \\ 1, & (fitness_t - fitness_{iter_{max}}) > \epsilon = 10^{-3} \end{cases}, \quad t = 1, 2, \dots, iter_{max} \quad (2.18)$$

$$h = \left( \sum_{t=1}^{iter_{max}} sign_t \right) + 1 \quad (2.19)$$

### **3. VERİLER**

#### **3.1 Uygulama Havzasının Genel Özellikleri**

Bu çalışmada uygulama havzası olarak ülkemizin batısında Ege Bölgesini kapsayan, Küçük Menderes ve Bakırçay havzaları arasında yer alan Gediz Havzası belirlenmiştir (Şekil 3.1). 17000 km<sup>2</sup> lik drenaj havzasına sahip olan, ismini Gediz nehrinden alan havza aynı zamanda Deliiniş, Selendi, Demirci, Acısu, Nif, Alaşehir, Gördes ve Medar gibi akarsular ile beslenmektedir. Deniz seviyesinden yükseklik havza içerisinde Menemen civarında 20 m, Salihli ve Akhisar civarında 90-100 m iken havzanın kuzey bölümlerinde 600 m'yi aşarak değişkenlik göstermektedir. Havza sınırlarını belirleyen dağlık alanlarda ise yükselti 2000 metrelere kadar çıkmaktadır. İklim, topografya ve çevre şartlarına bağlı olarak havzadaki bitki örtüsü değişkenlik göstermektedir. Akdeniz ikliminin görüldüğü havzada, yıllık yağış rejimi bölgeden bölgeye değişkenlik göstermesi ile birlikte 1980-2010 referans iklim dönemi için ortalama 500-550 mm civarındadır. Yine aynı dönem için yıllık ortalama sıcaklık havza genelinde yaklaşık 15 °C'dir. Havzadaki ekonomik faaliyetlerin en önemlisi tarım olmakla birlikte yetiştirilmekte önde gelen tarımsal ürünler mısır, bağ, sebze ve pamuktur. Bu nedenle havzadaki su yapıları genellikle sulama amaçlı işletilmektedir (Demirköprü ve Gölarmara Barajları).

#### **3.2 Hidro-Meteorolojik Veriler**

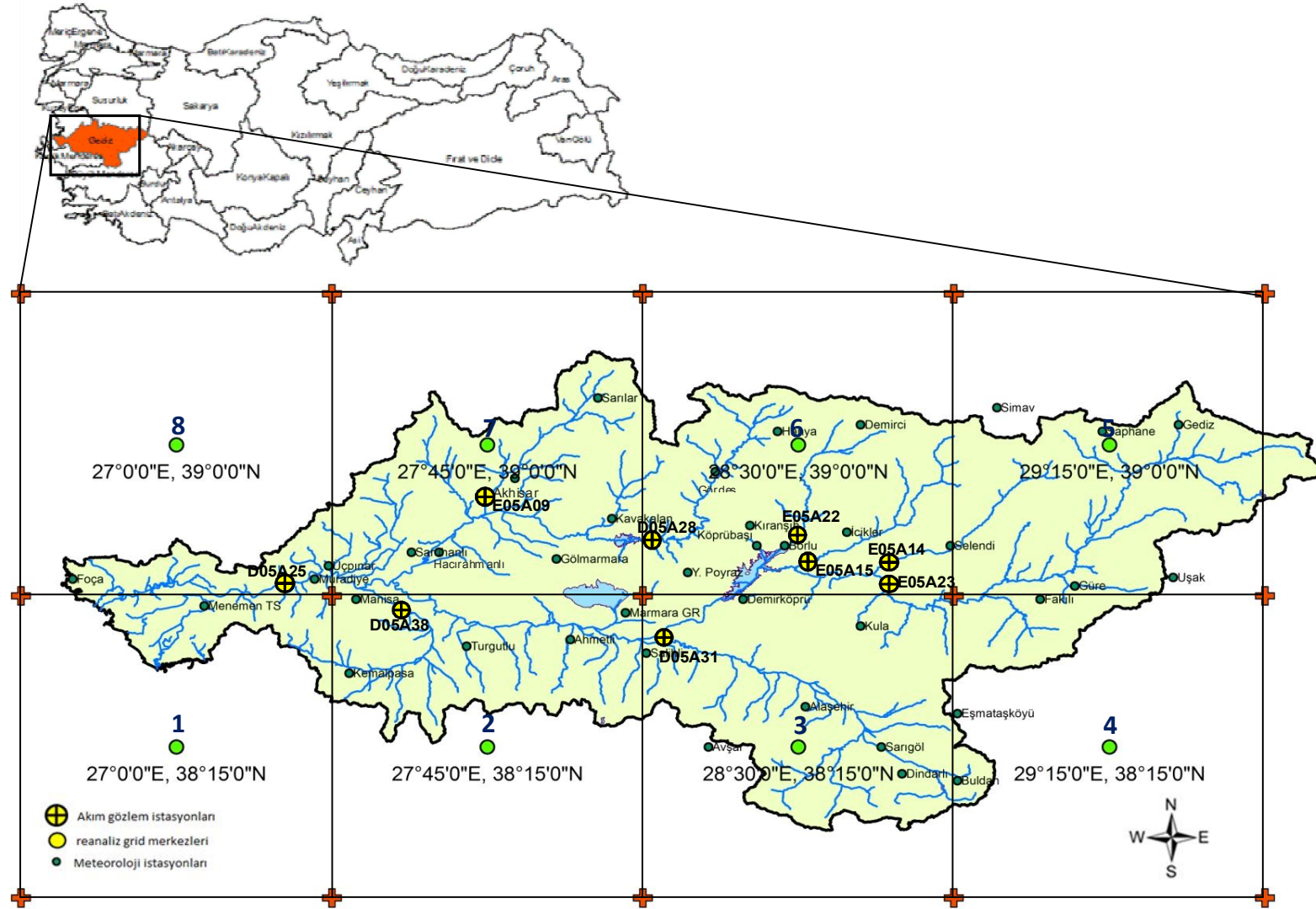
##### **3.2.1 Aylık Toplam Yağış, Sıcaklık ve Akım Verileri**

Havzada Meteoroloji İşleri Genel Müdürlüğü (MGM) ve Devlet Su İşleri (DSİ) tarafından işletilen 39 adet meteoroloji istasyonu bulunmaktadır. Bu istasyonların konumları Şekil 3.1'de genel bilgileri ise Tablo 3.1'de verilmiştir. Bulunan 39 istasyonun tamamında yağış gözlemi yapılmış olup sadece 20 tanesinin aylık ortalama sıcaklık rasatı tutulmuştur. Çalışmada 1980-2010 referans iklim dönemi verileri esas alınmış olup bu veriler Kıymaz (2018), Okkan ve Kirdemir (2018) ve Okkan ve Kıymaz (2019) çalışmalarından derlenmiştir.

**Tablo 3.1:** Havzayı temsil eden meteoroloji istasyonları (Kiyamaz 2018).

İstasyon İsmi	İstasyon No	İşleten	Kotu (m)
Akhisar*	17184	MGM	93
Ahmetli	5617	MGM	100
Alaşehir*	5974	MGM	189
Borlu	2425	MGM	250
Demirci*	17746	MGM	851
Foça*	5434	MGM	10
Gediz*	17750	MGM	825
Gölmarmara*	5273	MGM	150
Gördes*	4930	MGM	550
Güre	5458	MGM	650
Köprübaşı*	5278	MGM	250
Kula*	5624	MGM	675
Manisa*	17186	MGM	71
Menemen*	9020	MGM	10
Muradiye	5440	MGM	25
Salihli*	17792	MGM	111
Şaphane	4765	MGM	925
Sarıgöl*	6143	MGM	225
Saruhanlı*	5269	MGM	50
Selendi*	5282	MGM	575
Turgutlu*	5615	MGM	120
Avşar	05-026	DSİ	275
Buldan	05-027	DSİ	470
Demirköprü	05-003	DSİ	290
Dindarlı	05-006	DSİ	685
Eşmeşköyü	05-001	DSİ	930
Fakılı	05-012	DSİ	715
Hacırahmanlı	05-002	DSİ	45
Hanya	05-010	DSİ	640
İcikler	05-018	DSİ	710
Kavakalan	05-011	DSİ	460
Kıranşih	05-016	DSİ	670
Marmara GR	05-023	DSİ	75
Sarılar	05-008	DSİ	340
Üçpınar	05-007	DSİ	100
Y.Poryaz	05-013	DSİ	630
Uşak*	17188	MGM	919
Simav*	17748	MGM	809
Kemalpaşa*	5785	MGM	200

\* ile belirtilen istasyonlarda sıcaklık rasatı mevcuttur.



Şekil 3.1: Havzadaki meteoroloji ve akım gözlem istasyonları ile ERA-Interim gridleri (Kiymaz 2018; Okkan ve Kiymaz 2019).

Yağış ve sıcaklık rasatlarına ilişkin istatistikler Kiymaz (2018)'de bulunmaktadır. Çalışmada havzayı temsil eden ve sağlıklı verilere sahip olan 9 adet akım gözlem istasyonu (AGİ) mevcuttur. AGİ'ler DSİ 2. Bölge Müdürlüğü tarafından işletilmekte olup istasyonların 1981-2010 su yılına ait verileri söz konusu kurumdan Kiymaz (2018) çalışması kapsamında temin edilmiştir. Bunlardan Muradiye Köprüsü isimli AGİ anakol üstünde drenaj alanı en büyük olan ve havzanın en batısında yer alan istasyondur. Demirköprü Barajı'nı besleyen Borlu, Topuzdamları, Dereköy ve Acısu AGİ'leri havzanın kuzey kısmını temsil eden önemli istasyonlardır. Bunların yanı sıra havzanın kuzeybatısında Kayaloğlu ve Hacıdır, güneybatısında Hacıhaliller ve güneydoğusunda Taytan Köprüsü AGİ'leri çalışmaya dâhil edilmiştir. AGİ'lerin konumları Şekil 3.1'de, istasyon numaraları ve hangi su kaynağı üzerinde bulunduğu ise Tablo 3.2'de verilmiştir.

**Tablo 3.2:** Çalışmada kullanılan AGİ'ler ile ilgili bilgiler (Kiymaz 2018).

AGİ No.	AGİ adı	Kaynağı	Kot (m)	Yağış Alanı (km2)	Temsili gridler
E05A22	Borlu	Demirci	245	818.8	Grid 6
E05A15	Topuzdamları	Deliiniş	381	739.6	Grid 6
E05A14	Dereköy	Selendi	345	689.6	Grid 6
E05A23	Acısu	Gediz	348	3272.4	Grid 3- 6
E05A31	Taytan Köprüsü	Alaşehir	91	2513.0	Grid 3
E05A09	Kayaloğlu	Medar	77	901.6	Grid 7
E05A38	Hacıhaliller	Nif	31	854.0	Grid 2
E05A25	Muradiye Köprüsü	Gediz	17	15849.0	Grid 1-8
E05A28	Hacıdır	Gördes	305	808.2	Grid 6

**Tablo 3.3:** Mevsimsel ve yıllık akımlara ait ortalamalar (Kiymaz 2018).

AGİ İsimleri	Kış	İlkbahar	Yaz	Sonbahar	Yıllık
Borlu	61.46	40.32	2.17	3.74	107.69
Topuzdamları	69.37	45.16	3.04	4.61	122.18
Dereköy	48.27	32.44	2.65	4.14	87.50
Acısu	36.60	34.53	5.91	5.93	82.97
Taytan Köprüsü	31.48	26.73	3.05	4.70	65.97
Kayaloğlu	43.78	32.97	2.32	3.15	82.22
Hacıhaliller	74.39	49.70	1.81	3.48	129.38
Muradiye Köprüsü	41.21	31.10	10.67	8.16	91.14
Hacıdır	54.73	46.11	9.64	9.05	119.53

*Değerler mm cinsinden verilmiştir.*

DSİ 2. Bölge Müdürlüğünden  $hm^3$  biriminde temin edilen akımlar drenaj alanlarına oranlanılarak mm cinsine çevrilmiş olup ve mevsimsel-yıllık ortalama istatistikleri ile beraber Tablo 3.3'de verilmiştir. Tablo 3.3 incelendiği zaman havza genelinde kış ve ilkbahar akımlarının su potansiyeline katkısı oldukça fazla gözükmektedir. Kış ve ilkbahar akımlarının toplamı yıllık akımların yaklaşık %80-90'lık kısmını karşılamaktadır.

Tablo 3.2'de listelenen AGİ'leri temsil eden yağış istasyonlarının ağırlıkları Thiessen poligonları kullanılarak Kıymaz (2018) tarafından elde edilmiştir. Ancak meteoroloji istasyonlarının yaklaşık yarısında sıcaklık gözlemi bulunduğundan aylık alansal ortalama sıcaklıklar aritmetik ortalama kullanılarak belirlenmiştir. Kıymaz (2018) çalışmasında belirtilen ağırlıklar kullanılarak Bölüm 2.2'de detaylarına değinilen Gr2m ve Gr5m modellerinde kullanılacak girdiler hazırlanmıştır.

### **3.2.2 Potansiyel Evapotranspirasyon Verileri**

Potansiyel evapotranspirasyon (EPOT) değerlerinin tahmini üzerine atfedilen çeşitli metotlara hidroloji literatüründe rastlanmaktadır (Bogawski ve Bednorz, 2014; Okkan ve Kıymaz 2019). Bu metotlar genel olarak kütle transferi, sıcaklık ve radyasyon tabanlı veya bunların kombinasyonu şeklinde alt kategorilerde incelenebilmektedir (Oudin 2005a,b). Geniş bir yöntem yelpazesi içinde hangi yöntem veya yöntemlerin daha başarılı olacağı sorgulanması oldukça zordur. Kombinasyon yöntemlerinden biri olan Penman-Monteith yöntemi ve türevleri bazı araştırmacılar tarafından fiziksel olarak tatmin edici bulunmuştur. Bunun tipik nedeni lizimetre ölçümleri ile elde edilen uyumdur (Jensen vd. 1990; Beven, 2001; Gavilán vd. 2007; Bogawski ve Bednorz, 2014). Çalışmada sıcaklık rasatları havzada düzenli bir yayılıma sahip olan meteoroloji istasyonlarından derlenirken Penman-Monteith referans EPOT denkleminin gereksinim duyduğu diğer değişkenler (Rüzgar hızı, yüzey basıncı ve radyasyon verileri) için  $0.75^\circ \times 0.75^\circ$  alan çözünürlüklü ERA-Interim veri setlerinden yararlanılmıştır (Kıymaz 2018). ERA-Interim ile ilgili detaylar Dee vd. (2011) tarafından verilmiştir. Şekil 3.1'de havzayı uniform bir biçimde kaplayan 8 adet ERA-Interim gridi ve gridlerin merkez koordinatları görülebilmektedir.

Ayrıca AGİ'lerin drenaj alanlarına bağlı olarak temsil edildikleri ERA-Interim grid numaraları belirlenmiş ve Tablo 3.2'de belirtilmiştir. Birden fazla grid tarafından temsil

edilen Muradiye Kprs ve Acısu AGİ'lerinde ilgili gridlerin verilerinin aritmetik ortalaması kullanılmıřtır.



## 4. BULGULAR

### 4.1 Algoritma Performanslarının Kıyaslanması

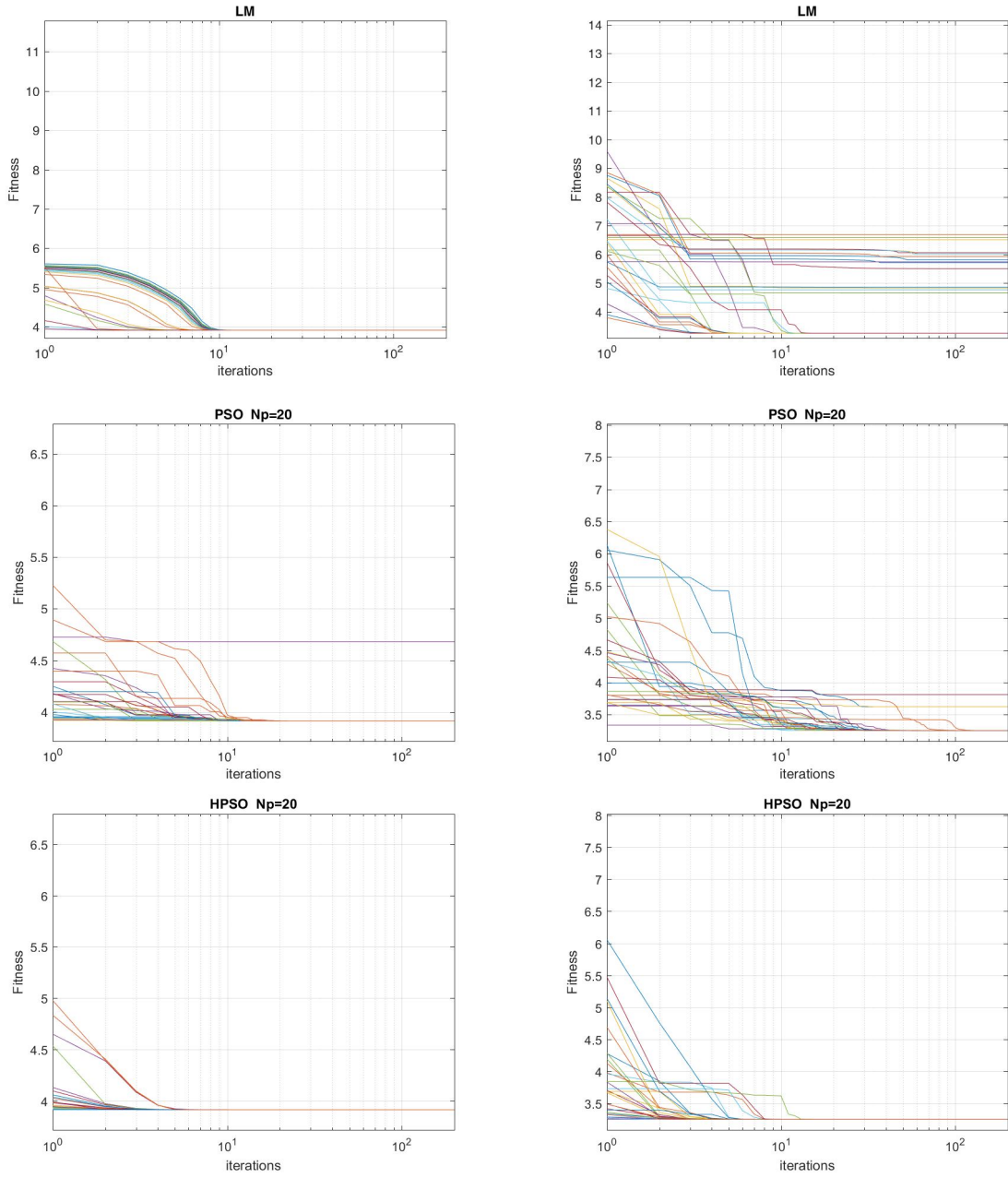
Optimizasyon çalışmalarında popülasyon büyüklüğünün ( $N_{pop}$ ) ve algoritmaların çevriminde kullanılacak maksimum iterasyon adedinin ( $iter_{max}$ ) sonuç üzerinde etkili olduğu görülmektedir. Yürütülen çalışmada önerilen HPSO algoritmasının hızlı ve kararlı karakteri savunulduğundan, az sayıda popülasyon ve iterasyon kullanılarak hesap yoğunluğunun bu yaklaşım ile azalıp azalmadığı kontrol edilecektir. Bu maksatla LM, PSO ve HPSO varyasyonlarını içeren tüm algoritma denemelerinde  $N_{pop}$  ve  $iter_{max}$  sırasıyla 20 ve 200'e sabitlenmiştir. Diğer yandan, algoritmaların global çözümü bulma sürecini ekstra zorlaştırmak için yağış-akış modelleri için oldukça geniş bir parametre aralığı tanımlanmıştır. Tablo 4.1'de belirtilen bu parametre aralıkları, fiziksel olarak da olası sınırlar dâhilinde olup amaç fonksiyonu içine herhangi bir ceza fonksiyonu yazma gereksinimi duyulmamıştır. Sadece Denklem 2.10 ile üretilen rassal çözümlerin değil aynı zamanda algoritma döngüleri içerisindeki parametre çözümlerinin belirtilen bu kapalı aralıklar arasında kalmaları sağlanmıştır.

**Tablo 4.1:** Modellere ait tanımlı parametre aralıkları.

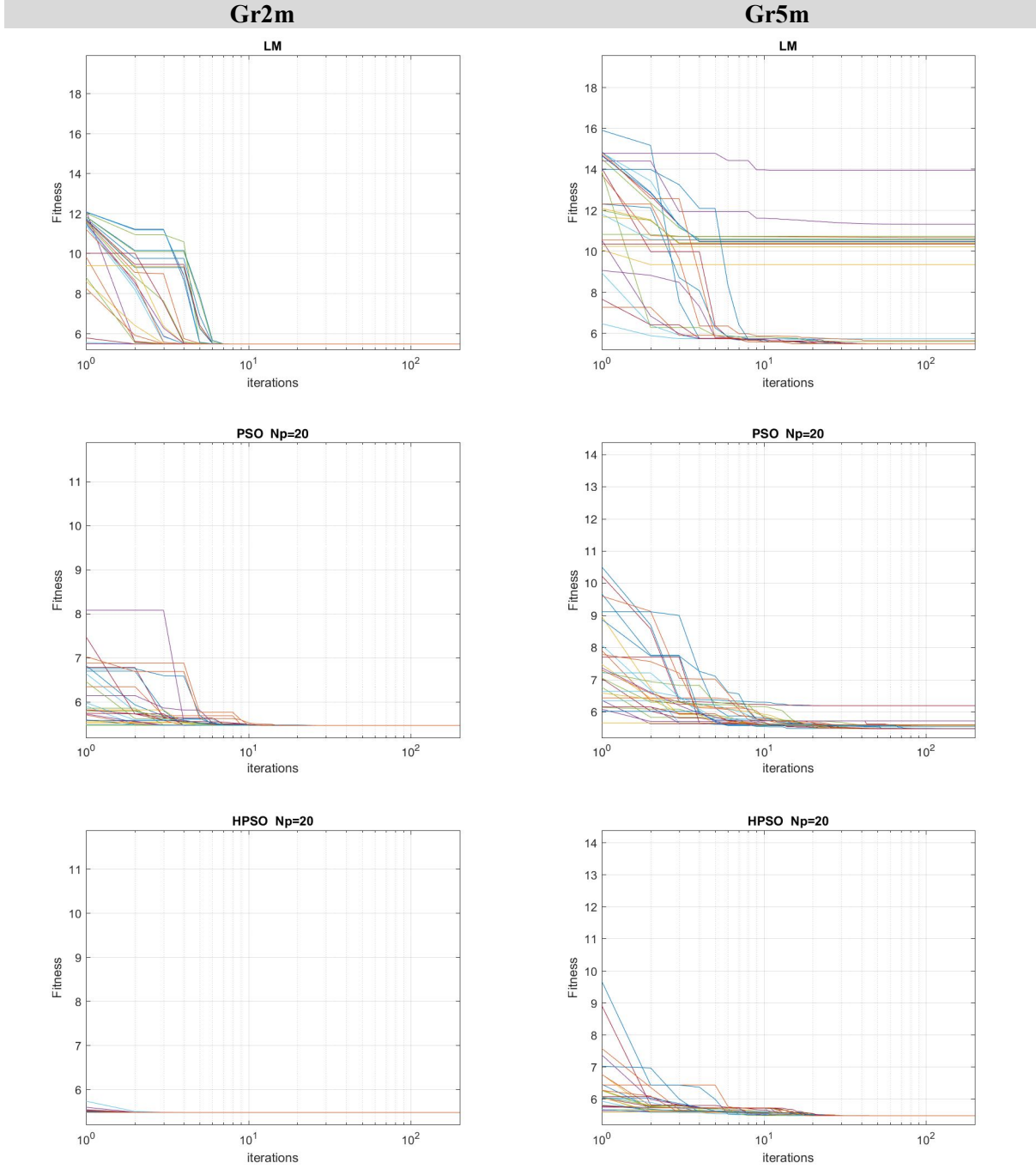
Parametreler	Gr5m		Gr2m	
	Alt Limit	Üst Limit	Alt Limit	Üst Limit
$X_1$	10	2000	10	2000
$X_2$	0.01	100	---	---
$X_3$	0.01	0.99	---	---
$X_4$	10	2000	---	---
$X_5$	0.01	0.99	0.01	0.99

Uygulama havzaları için derlenen 1981-2010 su yılını kapsayan yağış, EPOT ve akış serilerinin 1981-1995 dönemini kapsayan kısmi modellerin parametre kalibrasyonu aşamasında değerlendirilirken, geri kalan 1996-2010 dönemi verileri modellerin validasyonunda (doğrulanmasında) kullanılmıştır. Önceki bölümlerde bahsedilen algoritmalar için kontrol değişkenlikleri ve modeller için ise Tablo 4.1'de belirtilen parametre aralıkları baz alınarak 30 kez koşturularak sonuçlar depolanmıştır. Gr2m ve Gr5m yağış-akış modelleri için LM, PSO ve HPSO ile 9 alt havza için üretilen yakınsama grafikleri sırası ile aşağıda verilmiştir (Şekil 4.1-Şekil 4.9).

**Gr2m** **Gr5m**

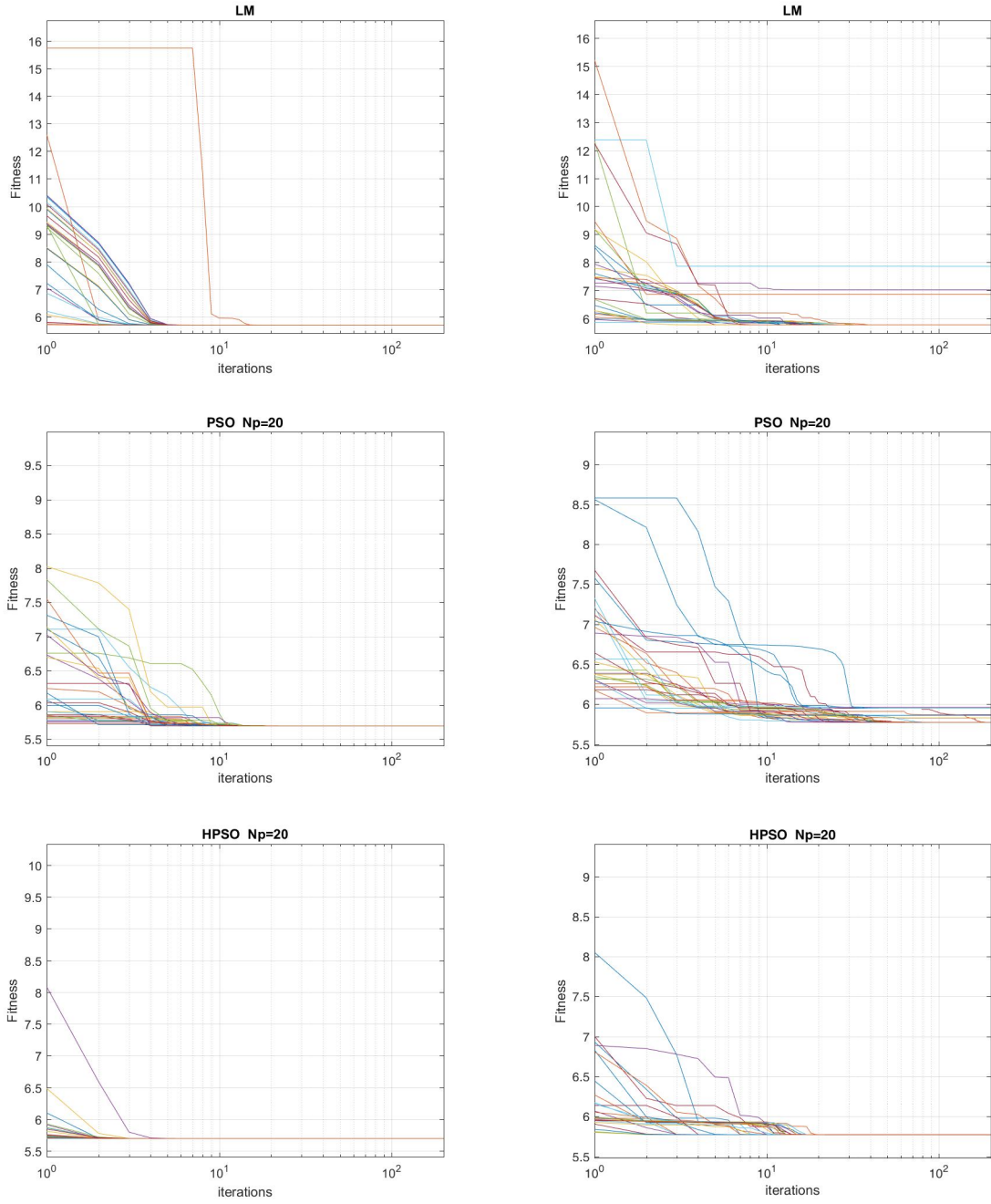


**Şekil 4.1:** Acisu alt havzası örneğinde Gr2m ve Gr5m modelleri için algoritmalarından üretilen yakınsama grafikleri.

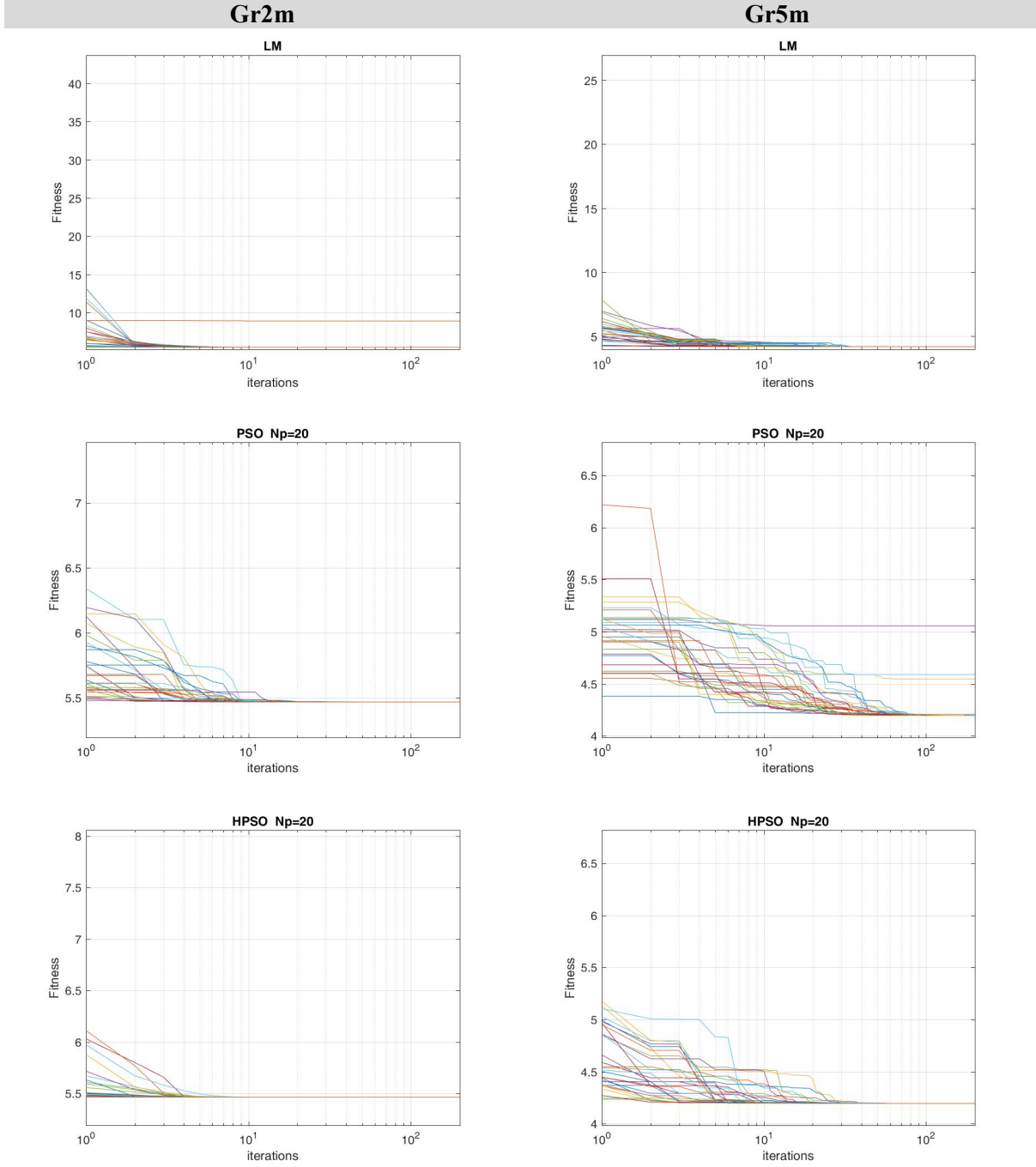


**Şekil 4.2:** Borlu alt havzası örneğinde Gr2m ve Gr5m modelleri için algoritmalarından üretilen yakınsama grafikleri.

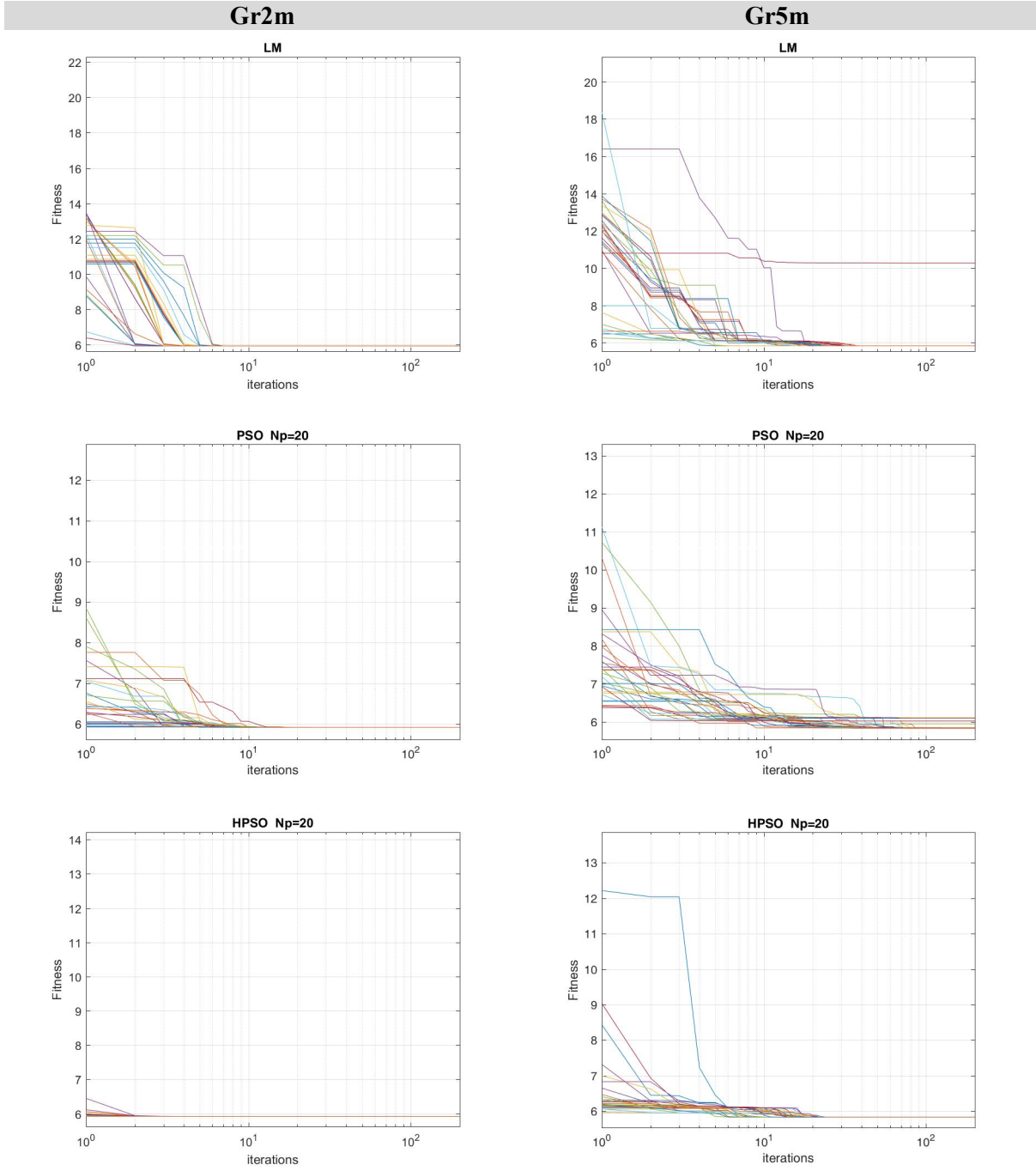
**Gr2m** **Gr5m**



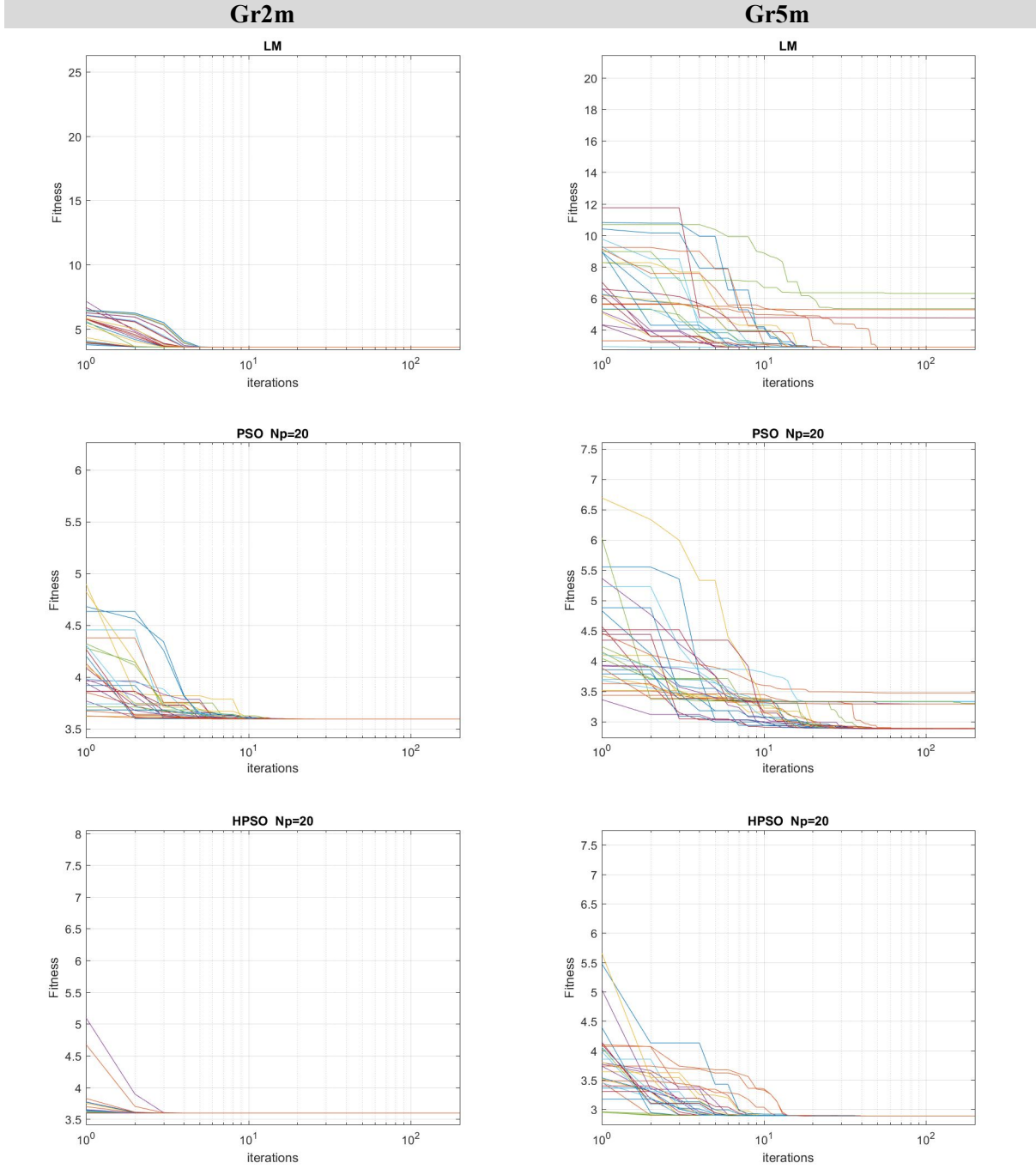
**Şekil 4.3:** Dereköy alt havzası örneğinde Gr2m ve Gr5m modelleri için algoritmalarından üretilen yakınsama grafikleri.



**Şekil 4.4:** Hacıhaliller alt havzası örneğinde Gr2m ve Gr5m modelleri için algoritmalarından üretilen yakınsama grafikleri.

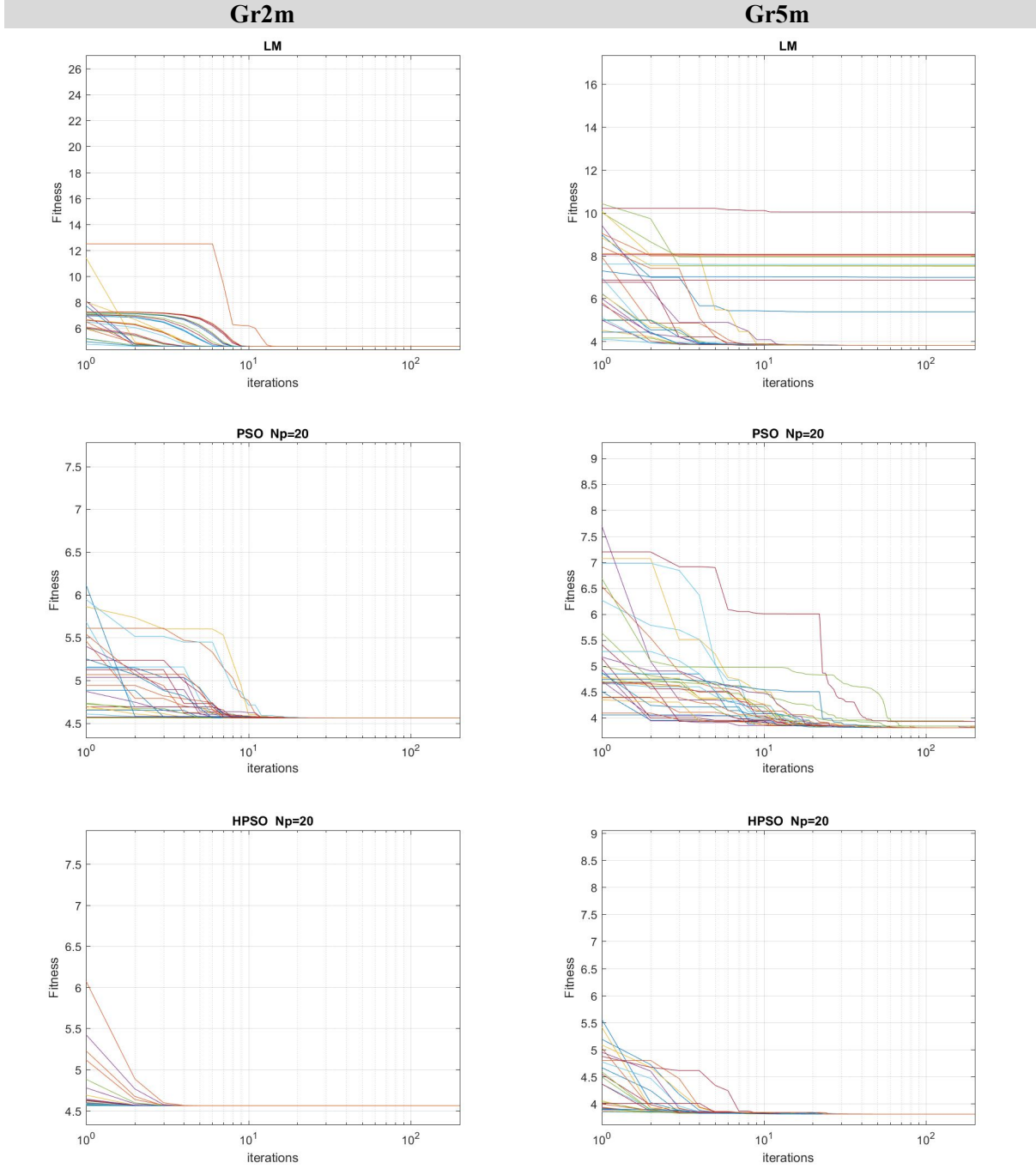


**Şekil 4.5:** Hacihıdır alt havzası örneğinde Gr2m ve Gr5m modelleri için algoritmalardan üretilen yakınsama grafikleri.



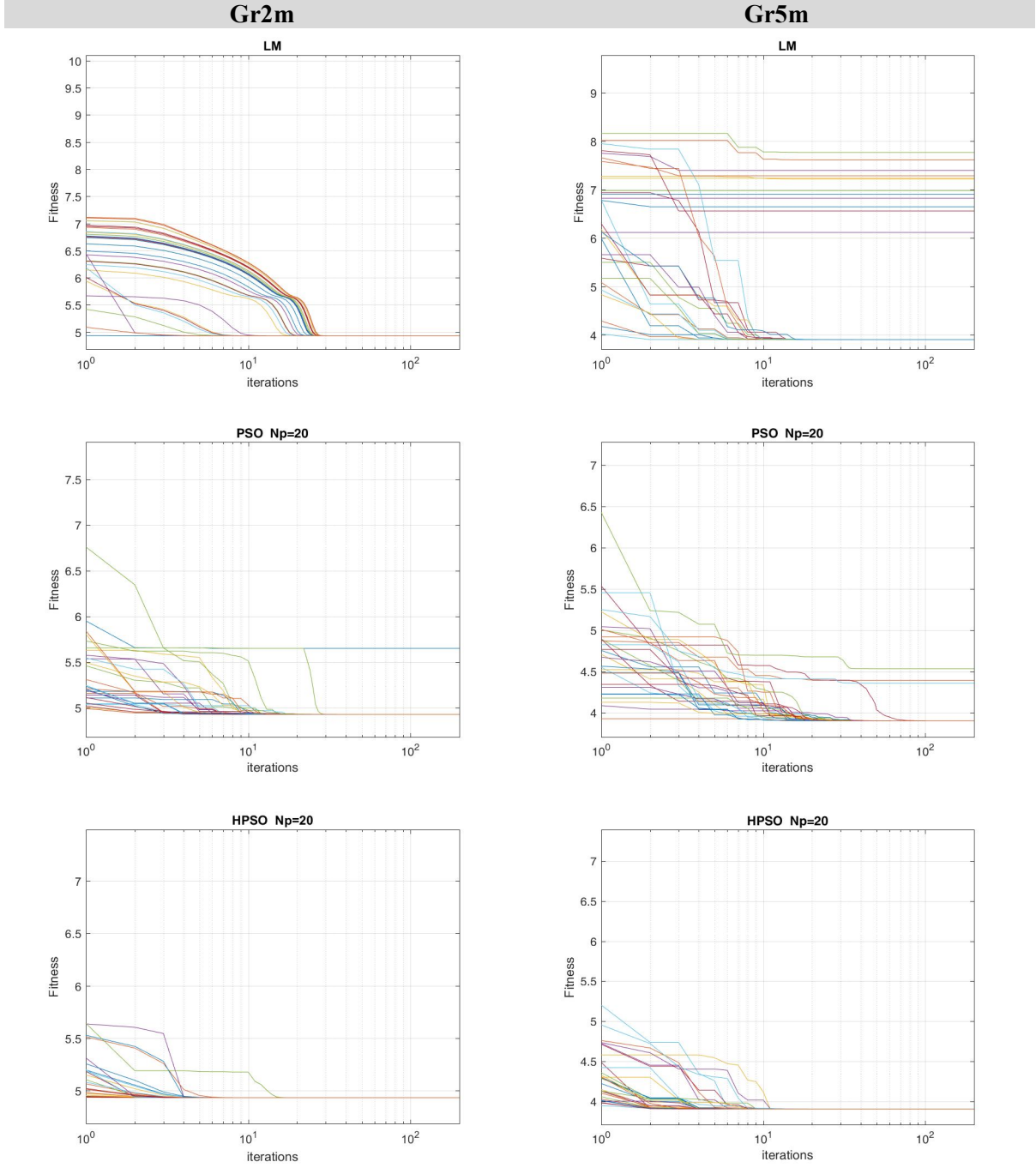
**Şekil 4.6:** Kayalıođlu alt havzası örneğinde Gr2m ve Gr5m modelleri için algoritmalarından üretilen yakınsama grafikleri.



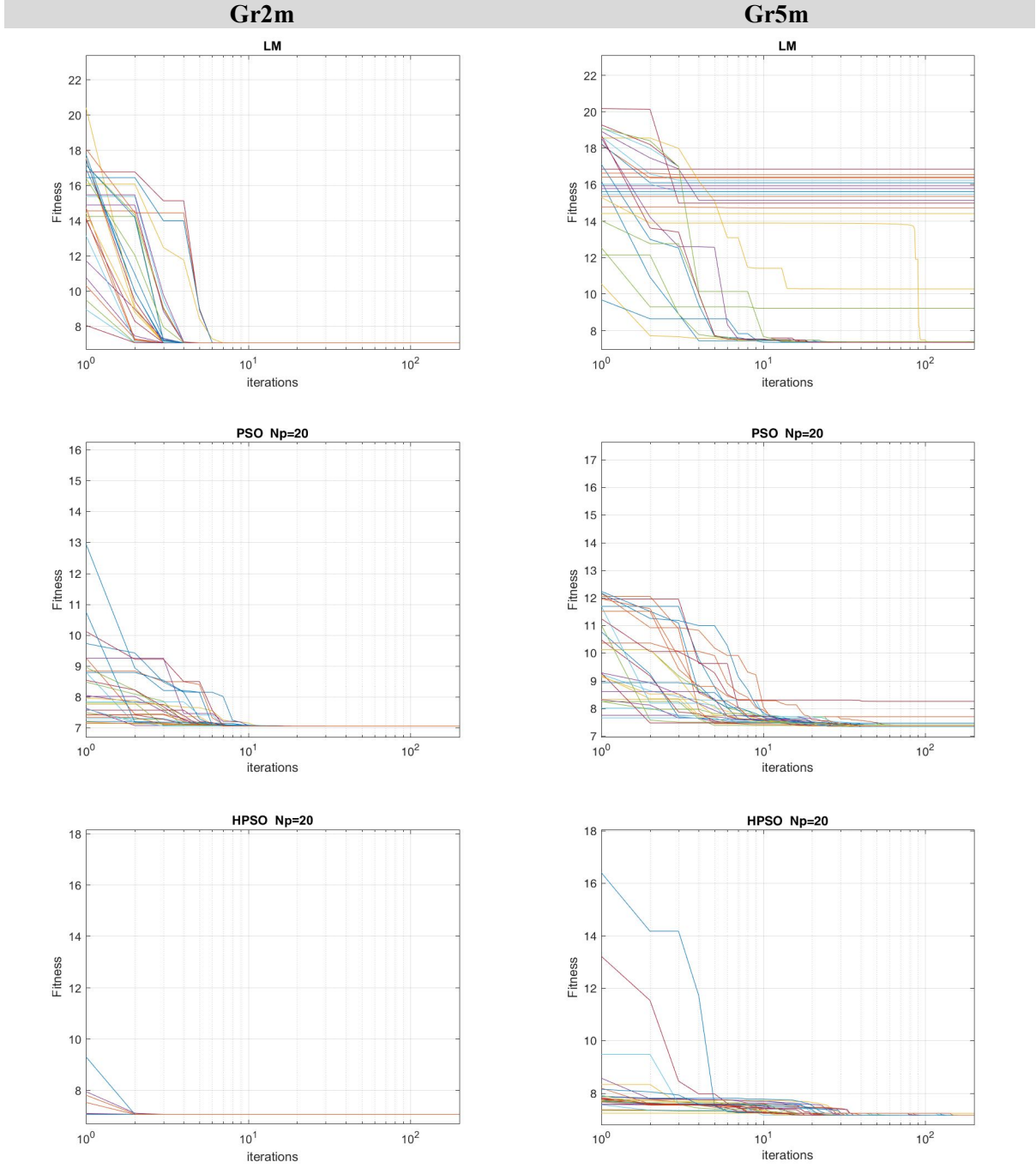


Şekil 4.7: Muradiye alt havzası örneğinde Gr2m ve Gr5m modelleri için algoritmalarından üretilen yakınsama grafikleri.





**Şekil 4.8:** Taytan Köprüsü alt havzası örneğinde Gr2m ve Gr5m modelleri için algoritmalarından üretilen yakınsama grafikleri.



**Şekil 4.9:** Topuzdamları alt havzası örneğinde Gr2m ve Gr5m modelleri için algoritmalarından üretilen yakınsama grafikleri.

Şekil 4.1-Şekil 4.9'daki gösterimlerden iki parametrelili Gr2m modelinin genel itibari ile 3 algoritmayla da başarılı bir şekilde kalibre edildiği açıktır. Diğer yandan parametre adedi 5'e çıktığında, Gr5m modeli örneğinde algoritmaların göreceli olarak farklı yakınsama ve stabilizasyon özelliklerine sahip olduğu net bir şekilde görülebilmektedir. Özellikle LM'nin ve bunu takiben PSO'nun çoğunlukla stabil sonuç üretmemesi (son iterasyonda yakın uygunluk değerlerinin elde edilememesi) problemi taşıdığı gözlemlenebilmektedir. Aynı grafikler üzerinden, çalışmada ortaya atılan HPSO yaklaşımının ise hem stabil sonuç verdiği hem de hızlı yakınsama performansı gösterdiği de tespit edilebilmektedir. Şekil 4.1-Şekil 4.9'da verilen grafikleri yorumlamak yerine, tüm varyasyonlarda son iterasyondaki uygunluk (hata kareler ortalamasının karekökü olan RMSE) değerlerinin ortalama ve standart sapma gibi tanımlayıcı istatistikleri (her bir algoritma için 30 tane fitness değerine ilişkin istatistikler) çıkarılmış ve Tablo 4.2'de özetlenmiştir. Algoritmaların farklı başlangıç çözümlerine karşı yakınsama performanslarını ve gerekli çevrim sayısını ölçmek için ise Bölüm 2.3.2'de ifade edilen  $h$  ve  $CR$  eşitlikleri (Denklem 2.17 ve Denklem 2.19) uygulanmıştır. Bunun için her bir koşu için mevcut çevrimden elde edilen  $CR$  ve  $h$  değerleri depolandıktan sonra 30 adet koşu üzerinden hesaplanan ortalama değerler Tablo 4.2 üzerinde ayrıca verilmiştir. Tablo 4.2'deki  $CR_{ort}$  ve  $h_{ort}$  30 birbirinden bağımsız koşu üzerinden elde edilen ortalama  $CR$  ve  $h$  değerleridir.  $fitness_{ort}$  ve  $fitness_{STD}$  ise yine 30 koşu için elde edilen 200.iterasyon adımındaki uygunluk değerlerinin ortalaması ve standart sapmasıdır (birimi mm'dir). Tablodaki en iyi değerlere sahip hücreler gri renkle dolgulu olarak belirtilmiştir. Tablo 4.2'de belirtilen en iyi sonuçlar göz önüne alındığı zaman Gr2m ve Gr5m'de LM algoritmasının yakınsama hızının fazla olduğu gözükmektedir. LM hızlı yakınsamasına rağmen kararlı sonuçlar üretmede yetersiz kalmıştır.

**Tablo 4.2:** LM, PSO ve HPSO ile modellerin kalibrasyonu neticesinde elde edilen yakınsama ve stabilite göstergeleri.

AGİ	Model	Algoritma	CR <sub>ort</sub>	h <sub>ort</sub>	fitness <sub>ort</sub>	fitness <sub>STD</sub>
Acısu	Gr2m	PSO	0.015603544	13	3.938266039	0.140400639
		LM	0.083830077	10	3.912632507	5.0889E-14
		HPSO	0.048835409	4	3.912632507	2.05171E-15
	Gr5m	PSO	0.01183221	50	3.29698051	0.135067375
		LM	0.110639701	20	4.531126726	1.314930611
		HPSO	0.105342417	5	3.253901465	0.000578811
Borlu	Gr2m	PSO	0.019094425	15	5.466975702	2.31491E-15
		LM	0.173391191	6	5.466975702	3.28622E-15
		HPSO	0.105280659	3	5.466975702	2.5013E-15
	Gr5m	PSO	0.016132712	48	5.584174073	0.176645183
		LM	0.074868974	27	8.42992244	2.684448903
		HPSO	0.02010706	26	5.474322478	3.84681E-15
Dereköy	Gr2m	PSO	0.016452562	16	5.695330795	2.87093E-15
		LM	0.115901118	6	5.695330795	7.79897E-15
		HPSO	0.073111	3	5.695330795	2.33829E-15
	Gr5m	PSO	0.007643787	56	5.813469264	0.064600257
		LM	0.059791297	21	5.920573624	0.471837637
		HPSO	0.040639289	11	5.773331624	0.00033349

**Tablo 4.2** (devam).

AGİ	Model	Algoritma	CR <sub>ort</sub>	h <sub>ort</sub>	<i>fitness</i> <sub>ort</sub>	<i>fitness</i> <sub>STD</sub>
Hacıhaliller	Gr2m	PSO	0.006455127	16	5.466358721	1.80672E-15
		LM	0.089911574	9	5.580404356	0.624653665
		HPSO	0.026252407	5	5.466358721	2.49585E-15
	Gr5m	PSO	0.002984831	80	4.251809661	0.178393618
		LM	0.032133503	36	4.19543921	2.41835E-06
		HPSO	0.009499987	27	4.195437186	1.02017E-13
Hacıhdır	Gr2m	PSO	0.017567242	15	5.922450803	5.47013E-16
		LM	0.198648137	6	5.922450803	7.22878E-15
		HPSO	0.11300575	3	5.922450803	1.09403E-15
	Gr5m	PSO	0.006040983	68	5.890189227	0.099473366
		LM	0.047670106	26	5.982432256	0.808967146
		HPSO	0.031609026	16	5.834161246	0.001008499
Kayalhoğlu	Gr2m	PSO	0.017942037	15	3.594894878	1.44961E-15
		LM	0.176102489	6	3.594894878	3.69832E-14
		HPSO	0.120458273	3	3.594894878	1.76483E-15
	Gr5m	PSO	0.012715529	61	2.994101084	0.192549018
		LM	0.04658815	36	3.222212725	0.89786487
		HPSO	0.034524895	20	2.885509396	1.941E-15

**Tablo 4.2** (devam).

AGİ	Model	Algoritma	CR <sub>ort</sub>	h <sub>ort</sub>	<i>fitness</i> <sub>ort</sub>	<i>fitness</i> <sub>STD</sub>
Muradiye	Gr2m	PSO	0.013354459	15	4.5580192	1.93046E-15
		LM	0.123479344	8	4.5580192	7.32249E-14
		HPSO	0.062018392	3	4.5580192	1.41879E-15
	Gr5m	PSO	0.007339519	77	3.828340521	0.031281126
		LM	0.053703726	28	5.209252641	1.981410445
		HPSO	0.017057154	28	3.810487544	3.10211E-13
Taytan	Gr2m	PSO	0.010609432	15	4.954631752	0.13193879
		LM	0.029404291	21	4.930543135	5.47157E-14
		HPSO	0.02552441	5	4.930543135	7.37592E-16
	Gr5m	PSO	0.008573927	36	3.956529475	0.162270735
		LM	0.079207833	11	5.15911768	1.589954955
		HPSO	0.036601117	9	3.903962736	3.53544E-14
Topuzdamları	Gr2m	PSO	0.027767293	14	7.056793488	1.95149E-15
		LM	0.201353215	5	7.056793488	3.83619E-15
		HPSO	0.180778983	2	7.056793488	2.16932E-15
	Gr5m	PSO	0.014247104	40	7.419848598	0.171946176
		LM	0.073064536	39	11.96657731	4.13813392
		HPSO	0.012046458	54	7.160144565	0.01369581

Çalışmada farklı algoritmalar ile 30 koşudan elde edilen uygunluk değerleri (son iterasyon adımı hafızaya alınan değerler) Mann-Whitney  $U$  (M-W) testiyle de sınanmıştır. Bu test iki karşılaştırma grubunun aynı dağılımdan gelip gelmediğini incelemek için kullanılan parametrik olmayan bir istatistik testidir. Aynı zamanda Wilcoxon sıralama toplamı testi olarak da bilinmektedir (Mann ve Whitney 1947). Testin yapılışı her iki grubun bir araya getirilip beraberce sıralanmasına dayanmaktadır.

Birlikte sıralanan iki grubun elemanlarına, hangi gruba ait olduğuna bakılmaksızın sıra numaraları verilmekte, daha sonra her grubun elemanlarının almış olduğu sıra numaraları toplanmaktadır. Birinci grubun elemanlarının sıra numaraları toplamına  $R_1$ , ikinci örneğin elemanlarının sıra numaraları toplamına  $R_2$  denildiğinde  $U$  değerleri hesaplanabilmektedir.

$$U_i = N_1 N_2 + \frac{N_i(N_i + 1)}{2} - R_i, \quad (i = 1, 2) \quad (4.1)$$

$i=1$  ve  $2$  için hesaplanan  $U_1$  ve  $U_2$  değerlerinden büyük olanı ( $U^*$ ) seçilmekte ve test istatistiği belirlenmektedir.

$$z_{hesap} = \left| \frac{U^* - \frac{N_1 N_2}{2}}{\sqrt{\frac{N_1 N_2 (N_1 + N_2 + 1)}{12}}} \right| \quad (4.2)$$

Burada  $N_1$  ve  $N_2$  karşılaştırılan gruplara ait veri sayılarını simgelemektedir.

Belirlenen  $z_{hesap}$  değeri, % 10 önem düzeyindeki tablo değeri ( $z_{kr} = 1.645$ ) ile karşılaştırılmaktadır. Eğer  $z_{hesap} < 1.645$  durumu sağlanıyorsa karşılaştırma grubunda yer alan algoritmalar arasında anlamlı bir fark olmadığı yorumu yapılmaktadır. M-W testi çalışmada ikişerli gruplar altında uygulanmış olup kıyaslamalar sırasıyla PSO ile LM, PSO ile HPSO ve son olarak LM ile HPSO şeklinde sunulmuştur. Gr2m ve Gr5m modelleri için her bir alt havza için elde edilen  $z_{hesap}$  değerleri Tablo 4.3'te özetlenmiştir.

**Tablo 4.3:** M-W testi ile algoritmaların uygunluk fonksiyonu sınamaları.

Uygulama alanları	Gr2m için $Z_{hesap}$ değerleri			Gr5m için $Z_{hesap}$ değerleri		
	PSO-LM	PSO-HPSO	LM-HPSO	PSO-LM	PSO-HPSO	LM-HPSO
Acısu	0.2218	0.2218	0.0000	3.7552	0.1774	3.8587
Borlu	0.0000	0.0000	0.0000	2.2472	5.7659	4.4353
Dereköy	0.0000	0.0000	0.0000	1.8628	1.9072	0.6875
Hacihaliller	0.2218	0.0000	0.2218	1.0940	4.4353	5.9877
Hacihidir	0.0000	0.0000	0.0000	2.6834	3.9474	1.9294
Kayalioglu	0.0000	0.0000	0.0000	3.3413	4.8789	0.8871
Muradiye	0.0000	0.0000	0.0000	0.4731	3.1047	2.4394
Taytan	0.2218	0.2218	0.0000	2.2620	0.6653	2.6612
Topuzdamları	0.0000	0.0000	0.0000	3.2969	6.6530	6.6530

Tablo 4.3'teki koyu değerler karşılaştırılan iki algoritmanın aralarında anlamlı bir fark olmadığını göstermektedir. Grafik yorumlama ve Tablo 4.2'deki bulgular ile paralel olarak Gr2m modelinin üç algoritmayla da benzer bir performans ile kalibre edildiği M-W test istatistiğiyle de vurgulanmıştır. Ancak Gr5m modelinde algoritmaların birbirlerine karşı üstünlükleri daha net görülmeye başlamıştır. Tablo 4.2'de sunulan bulguları istatistiksel anlamda sınamak için uygulanan bu test sonucu alt havza örneklerinin çoğunda (Acısu ve Taytan hariç) HPSO türdeşi olan PSO'ya nazaran daha farklı performans sergilemiştir. Tablo 4.3 incelenmeye devam edildiği zaman Topuzdamları, Borlu, Hacihidir gibi alt havzalarda Gr5m modelinin PSO, LM ve HPSO algoritmaları ile verdikleri sonuçlarda anlamlı farklar net şekilde ortaya çıkmıştır. Bunun ile birlikte modelin kompleks olması halinde kalibre edilirken algoritmaların birbirlerine karşı göstermiş oldukları performansta çok fark olduğu, Gr2m modeli ile üç algoritmanın performansının birbirinden farksız çıktığı halde, Gr5m modeli uygulanmasıyla birlikte üç algoritmanın performansı arasındaki anlamsal fark Topuzdamları alt havzasında çok belirgindir.



## 4.2 Yağış-Akış Modellerinin Performanslarının Kıyaslanması

Yapılan bu çalışmada vurgulanmak istenen yağış-akış modelinin kalibrasyon dönemindeki performansının kıyaslanması olsa da, Gr2m ve Gr5m modelleri içerisinde hangisinin akım tahmininde daha başarılı olduğu da ayrıca incelenmiştir. Modellerden elde edilen tahmini akımların gözlenen akımlara karşı debi gidişleri ve saçılım diyagramları Şekil 4.10-Şekil 4.18’de verilmiştir. Model performansı sınamaya safhasında, HPSO algoritması ile nihai parametre tahminleri Tablo 4.4 ve Tablo 4.5’te yer almakta olup belirtilen modellerin kalibrasyon ve validasyon dönemi performansları NS, RSR ve Pbias ölçütleri ile Tablo 4.6’da irdelenmiştir. Tablo 4.4 ve Tablo 4.5’e bakıldığı zaman verilen başlangıç şartlarında alt havzalara göre değişkenlik gösterdiği fark edilmektedir. Bu oranlar ilgili havzanın optimum sonuç vermesine bağlı olarak denemeler ile elde edilmiştir. Bu elde edilen  $S_0/X_1$  ve  $R_0/X_4$  oranları Gr2m ve Gr5m modellerinde sabit kalması şartı ile 0.1, 0.2 ve 0.3 oranları şeklinde kullanılmıştır. Tablo 4.6 her iki model içinde incelendiği zaman NS ve RSR ölçütleri modelin hem kalibrasyon hem de validasyon dönemi için “*çok iyi model*” kategorisinde değerlendirilebilir. Pbias indisi ise modellerin “*iyi model*” kategorisine girdiğini gösterirken, bu indis bakımından modeller arası farklılıklar (gerek miktarı gerekse aşağı/yukarı tahmin yönü) daha net bir şekilde gözükmemektedir. Tabii ki modellerdeki çıktılarının dönemsel farklılıklar göstermesinin birçok nedeni olabilir. tekil bir yağış-akış modeli referans alınarak elde edilen tahminler belirsizlik öğeleri taşıyabilir veya yeterli güvenilirlikte olmayabilir. Bu nedenle çoklu model çıktılarını birlikte kullanan çoklu model karma yöntemlerinin hidrolojik tahmin üretme safhasında daha tutarlı olduğu çeşitli çalışmalarda savunulmuştur (Okkan ve Kirdemir 2018).

**Tablo 4.4:** HPSO algoritması ile belirlenen Gr2m modellerinin optimum parametreleri.

Akım Gözlem İstasyonları	İstasyon Kodu	Başlangıç koşulları		Gr2m Modeli İçin Optimum Parametreler	
		$S_0/x_1$	$R_0/60$	$x_1$	$x_5$
Acısu	E05A23	0.3	0.3	252.5189	0.7603
Borlu	E05A22	0.3	0.3	226.6048	0.7340
Dereköy	E05A14	0.1	0.1	233.5331	0.5883
Hacıhaliller	D05A38	0.1	0.1	670.6640	0.6558
Hacıhıdır	D05A28	0.2	0.2	269.4329	0.7295
Kayalıoğlu	E05A09	0.3	0.3	405.7785	0.6757
Muradiye Köprüsü	D05A25	0.3	0.3	290.0868	0.7451
Taytan Köprüsü	D05A31	0.2	0.2	82.7095	0.6153
Topuzdamları	E05A15	0.1	0.1	143.5422	0.8053

**Tablo 4.5:** HPSO algoritması ile belirlenen Gr5m modellerinin optimum parametreleri.

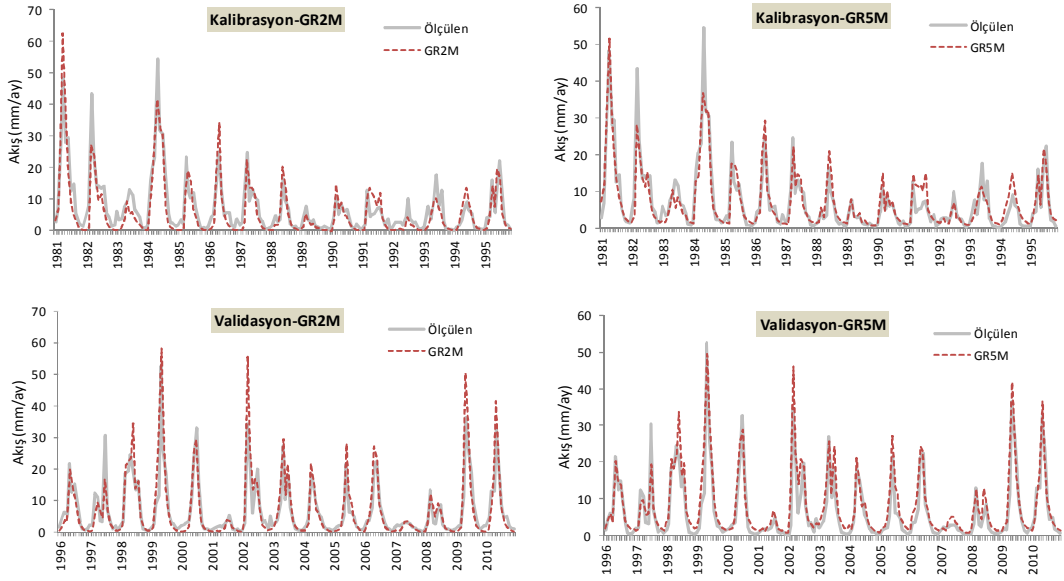
Akım Gözlem İstasyonları	İstasyon Kodu	Başlangıç koşulları		Gr5m Modeli İçin Optimum Parametreler				
		$S_0/x_1$	$R_0/x_4$	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$
Acısu	E05A23	0.3	0.3	200.5823	7.6643	0.4330	156.6502	0.6011
Borlu	E05A22	0.3	0.3	269.0826	5.7020	0.4523	16.1961	0.6715
Dereköy	E05A14	0.1	0.1	225.0204	5.8015	0.3673	48.1216	0.4432
Hacıhaliller	D05A38	0.1	0.1	300.8360	11.3425	0.2752	327.0259	0.4053
Hacıhıdır	D05A28	0.2	0.2	328.9845	3.6947	0.1457	14.4583	0.6562
Kayahoğlu	E05A09	0.3	0.3	296.8592	9.9677	0.2947	90.3570	0.5025
Muradiye Köprüsü	D05A25	0.3	0.3	210.8438	5.4523	0.3391	206.0302	0.5843
Taytan Köprüsü	D05A31	0.2	0.2	103.0483	99.8518	0.4044	279.9806	0.5061
Topuzdamları	E05A15	0.1	0.1	173.2860	5.9822	0.0100	22.0765	0.7499

**Tablo 4.6:** Yağış-akış modellerine ait performans ölçütlerinin özeti.

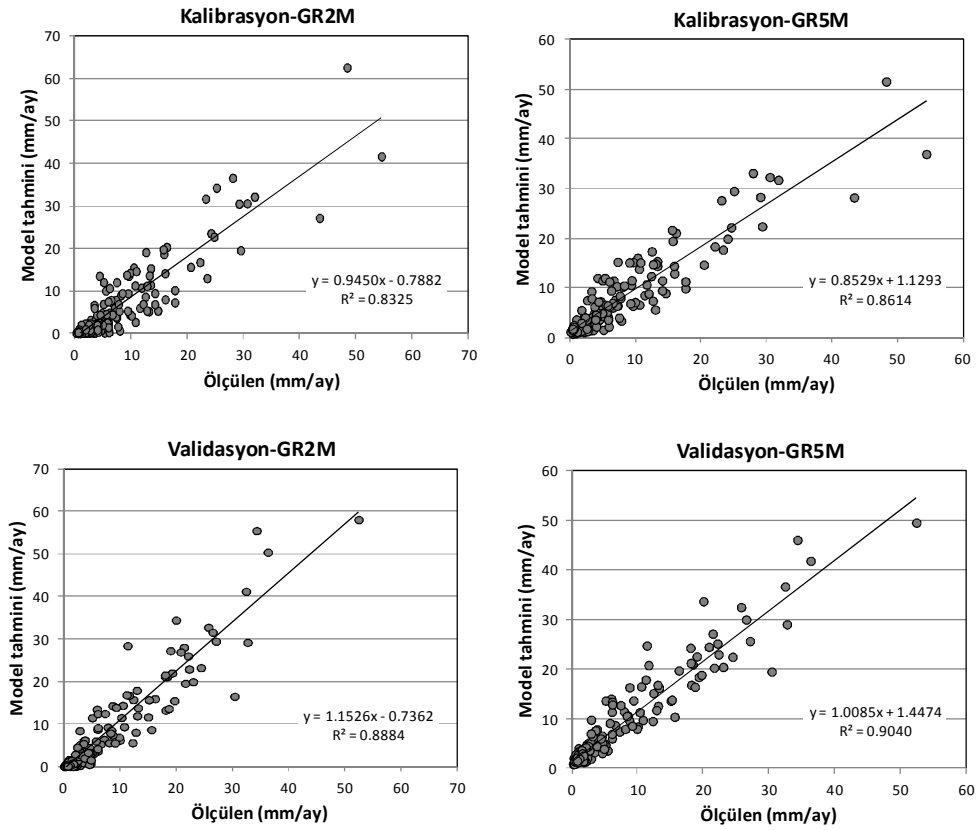
AGİ	Dönem	<i>Gr2m</i>			<i>Gr5m</i>		
		NS	RSR	Pbias (%)	NS	RSR	Pbias (%)
Acısu	Kalibrasyon	0.7992	0.4481	16.6492	<b>0.8612</b>	<b>0.3725</b>	<b>-1.2727</b>
	Validasyon	0.8086	0.4375	<b>-4.3749</b>	<b>0.8616</b>	<b>0.3720</b>	-22.2569
Borlu	Kalibrasyon	<b>0.8944</b>	<b>0.3250</b>	<b>0.8079</b>	0.8941	0.3253	-7.5658
	Validasyon	0.9117	0.2971	<b>0.5304</b>	<b>0.9190</b>	<b>0.2846</b>	-8.7115
Dereköy	Kalibrasyon	<b>0.8370</b>	0.4038	9.4635	0.8326	<b>0.4092</b>	<b>-8.4017</b>
	Validasyon	0.7576	0.4924	<b>-7.8979</b>	<b>0.7801</b>	<b>0.4689</b>	-29.7628
Hacıhaliller	Kalibrasyon	0.8090	0.4371	23.8892	<b>0.8875</b>	<b>0.3354</b>	<b>-1.8216</b>
	Validasyon	0.7846	0.4641	23.6692	<b>0.8893</b>	<b>0.3328</b>	<b>4.2494</b>
Hacıhıdır	Kalibrasyon	0.9011	0.3145	<b>4.6876</b>	<b>0.9040</b>	<b>0.3098</b>	<b>-2.1750</b>
	Validasyon	<b>0.8643</b>	<b>0.3684</b>	12.2278	0.8583	0.3764	<b>5.0446</b>
Kayalıoğlu	Kalibrasyon	0.8923	0.3282	17.8380	<b>0.9306</b>	<b>0.2634</b>	<b>-3.4614</b>
	Validasyon	0.8412	0.3985	29.1249	<b>0.8577</b>	<b>0.3773</b>	<b>7.8504</b>
Muradiye Köprüsü	Kalibrasyon	0.7934	0.4545	24.9429	<b>0.8556</b>	<b>0.3799</b>	<b>3.0194</b>
	Validasyon	0.8735	0.3556	<b>9.6388</b>	<b>0.9165</b>	<b>0.2888</b>	-13.6900
Taytan Köprüsü	Kalibrasyon	0.6147	0.6206	25.9750	<b>0.7585</b>	0.4914	<b>-4.5192</b>
	Validasyon	0.6854	0.5608	17.7603	<b>0.8225</b>	<b>0.4216</b>	<b>-12.7265</b>
Topuzdamları	Kalibrasyon	<b>0.8702</b>	<b>0.3602</b>	<b>-2.5330</b>	0.8666	0.3654	-8.1433
	Validasyon	<b>0.7742</b>	<b>0.4752</b>	<b>-26.2015</b>	0.7734	0.4760	-33.9139

*İlgili dönemdeki en iyi performans ölçütü koyu karakterle belirtilmiştir.*

(a)

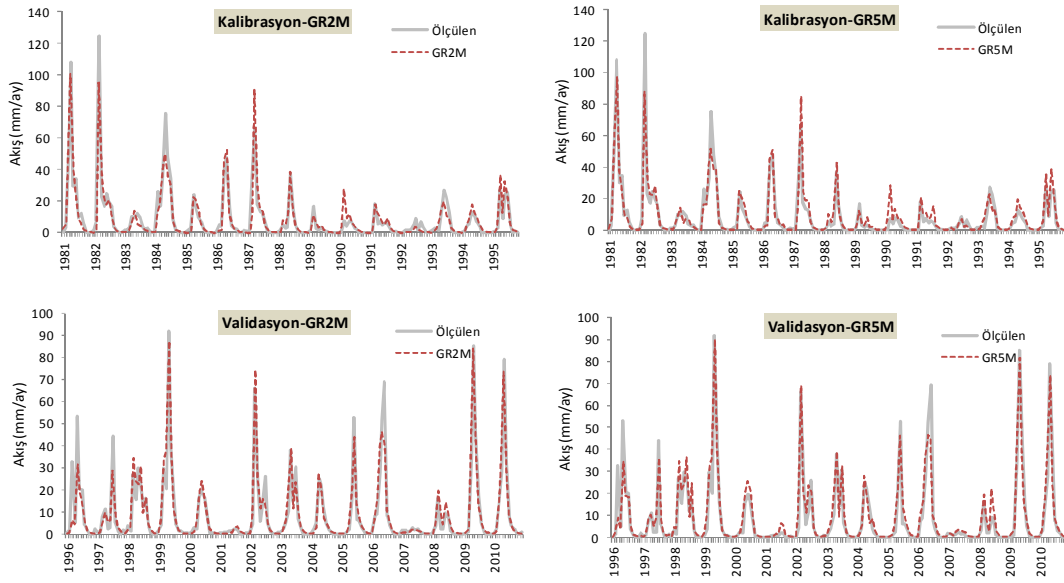


(b)

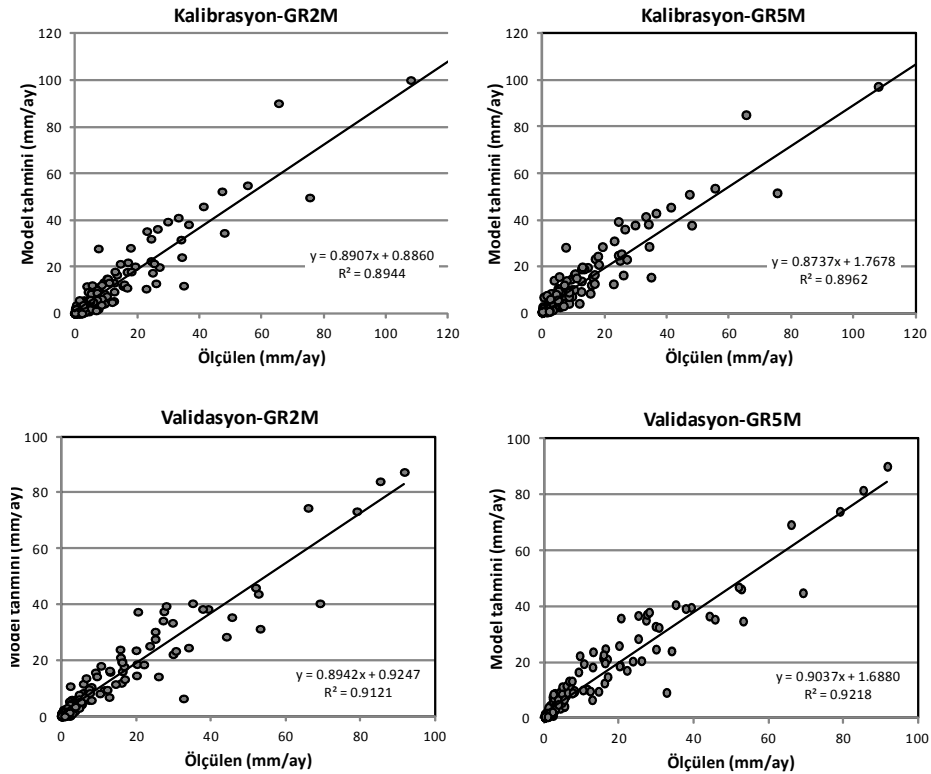


**Şekil 4.10:** Acısu alt havzasına ait (a) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen akım tahminlerinin zamana bağlı gidişleri (b) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen saçılım diyagramları.

(a)

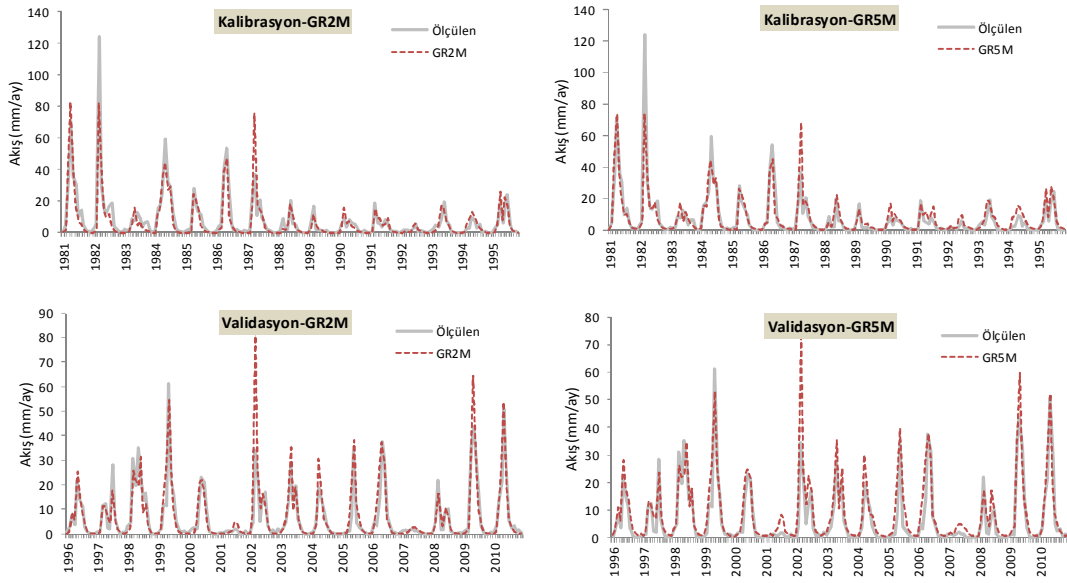


(b)

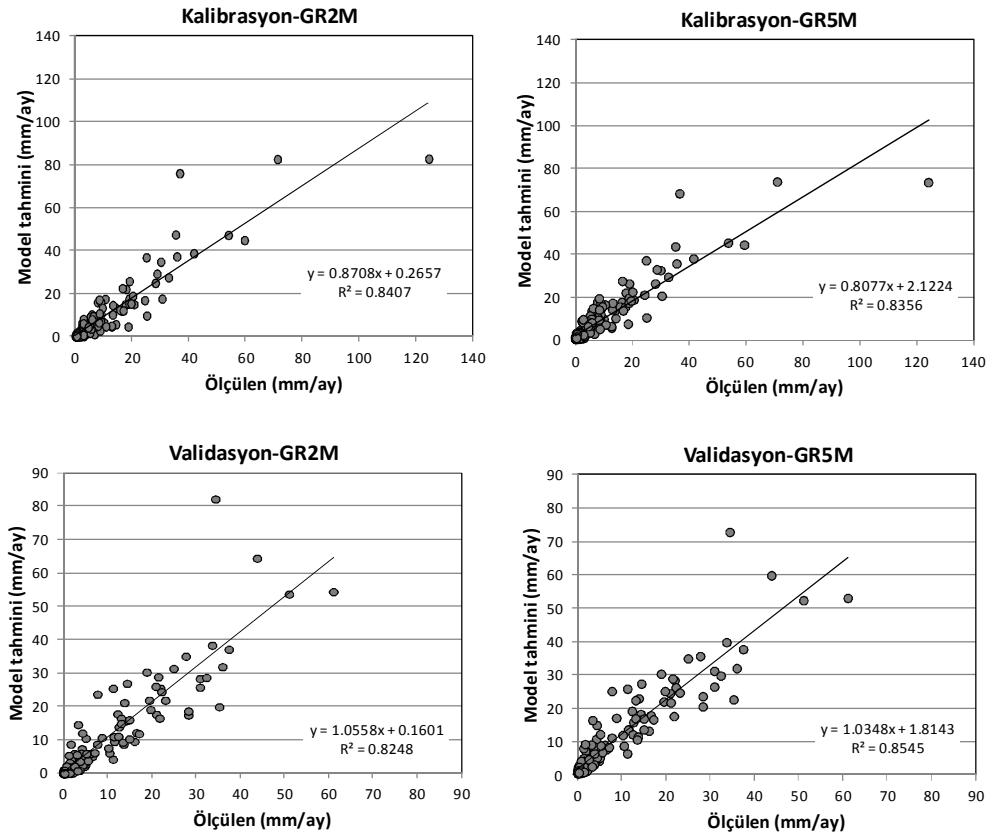


Şekil 4.11: Borlu alt havzasına ait (a) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen akım tahminlerinin zamana bağlı gidişleri (b) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen saçılım diyagramları.

(a)

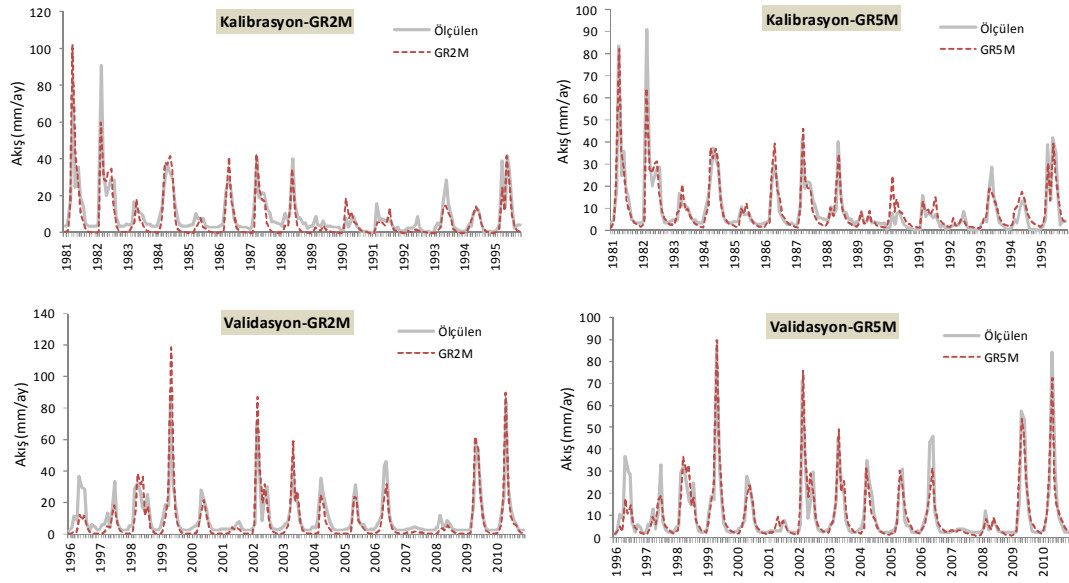


(b)

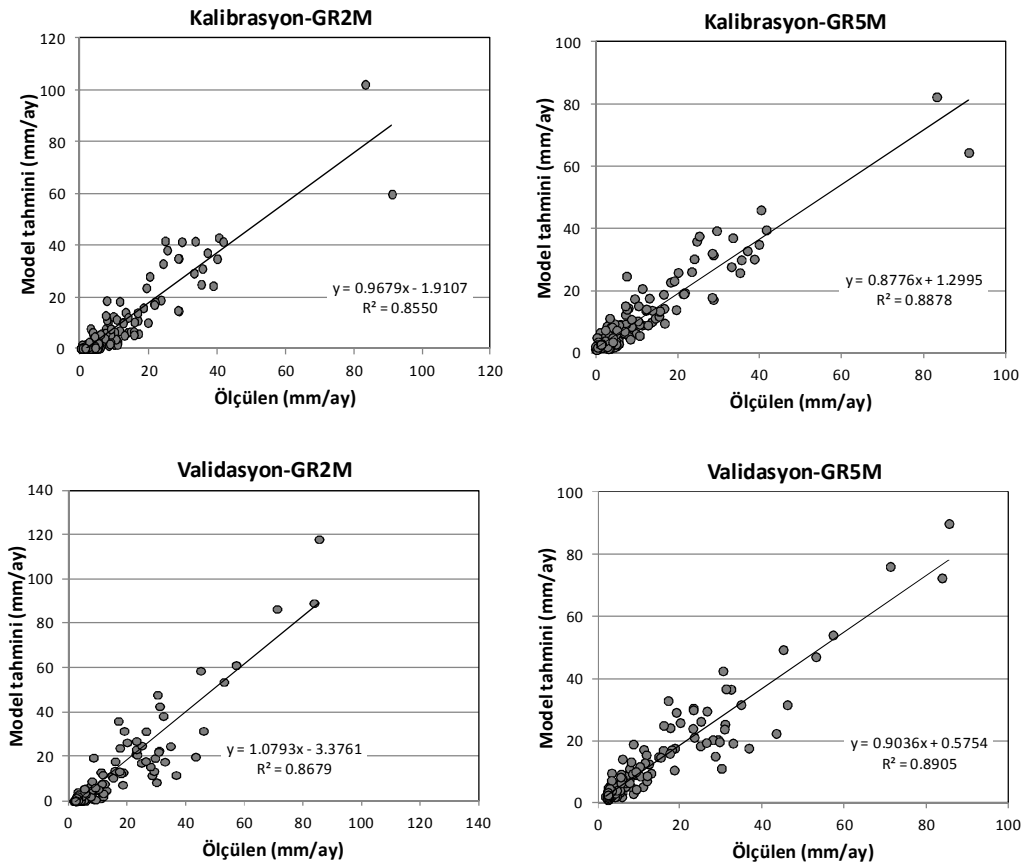


**Şekil 4.12:** Dereköy alt havzasına ait (a) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen akım tahminlerinin zamana bağlı gidişleri (b) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen saçılım diyagramları.

(a)



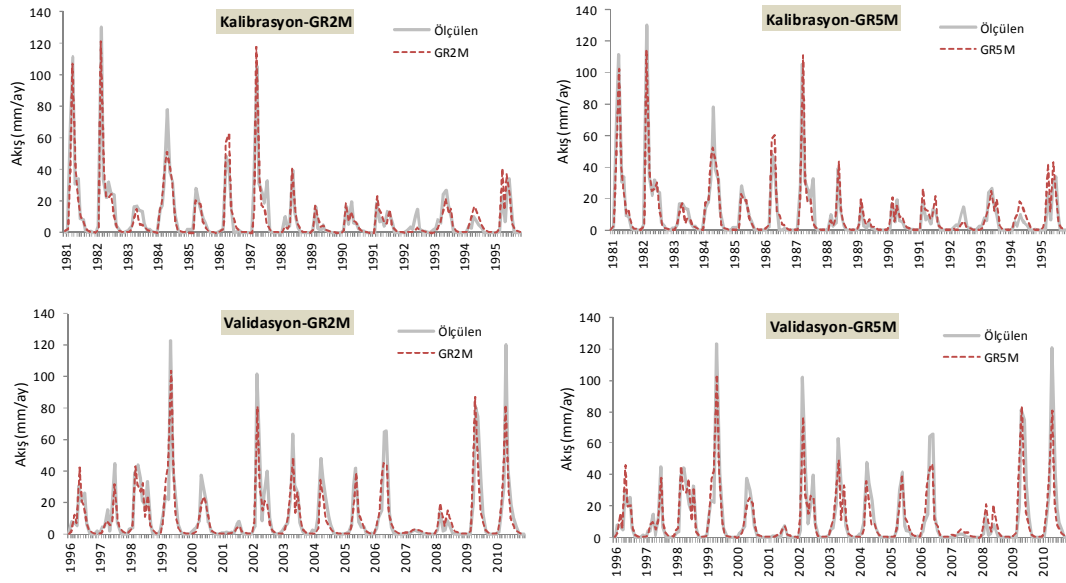
(b)



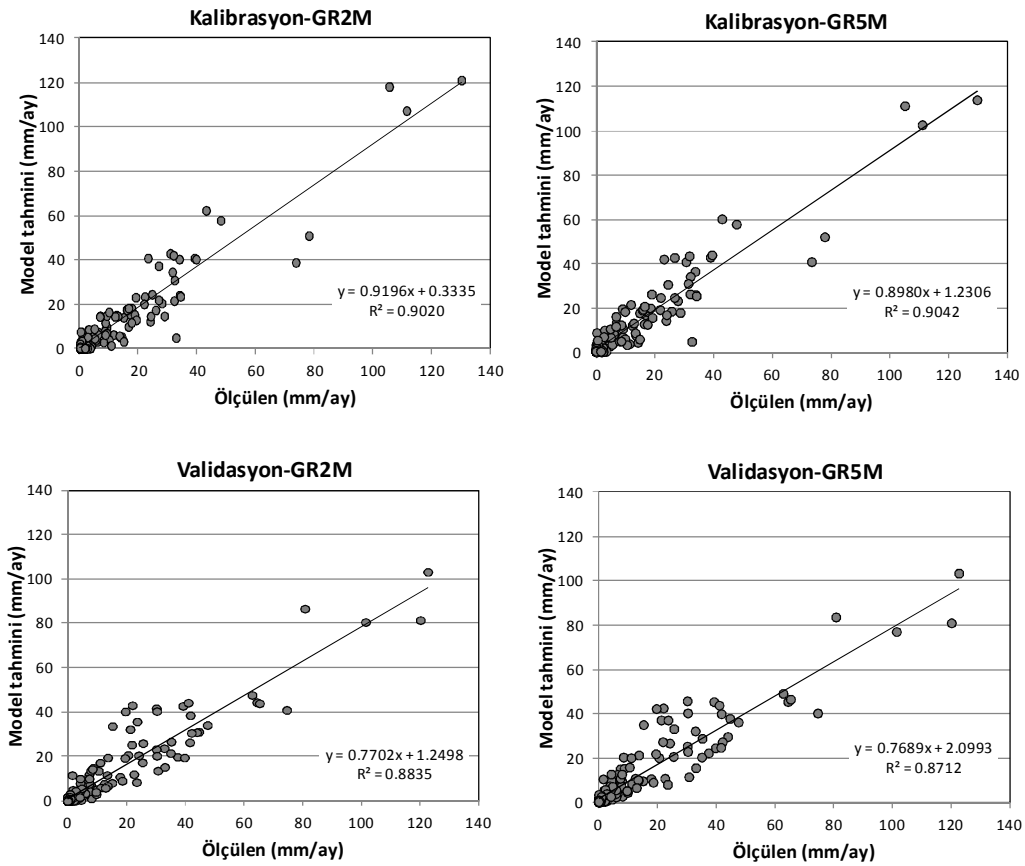
Şekil 4.13: Hacıhaliller alt havzasına ait (a) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen akım tahminlerinin zamana bağlı gidişleri (b) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen saçılım diyagramları.



(a)

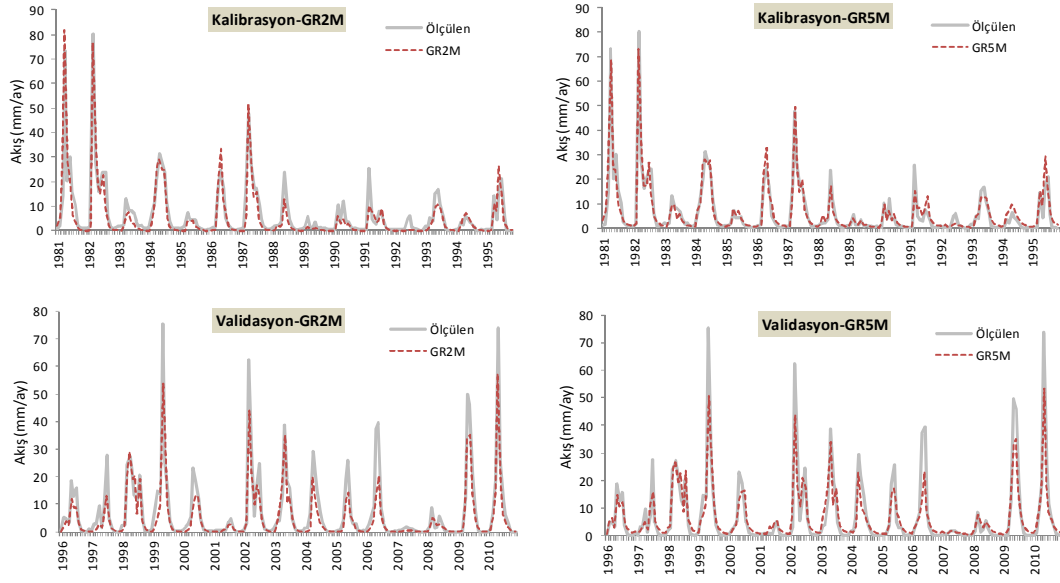


(b)

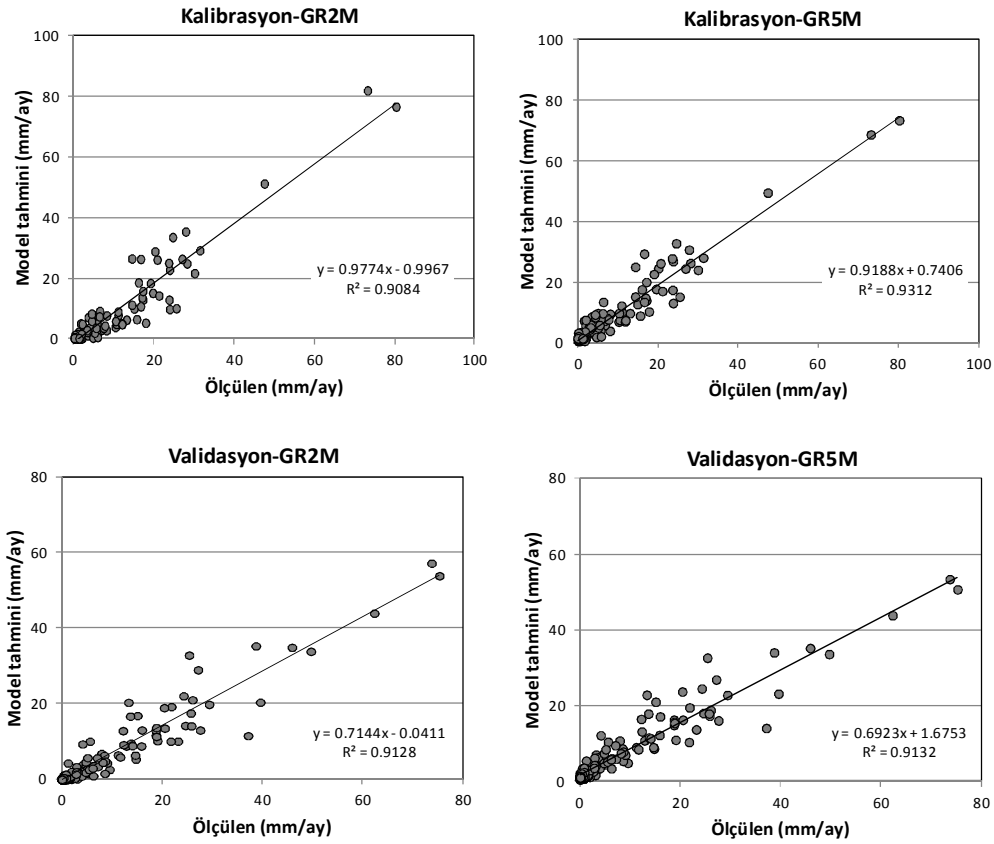


**Şekil 4.14:** Hacılıdır alt havzasına ait (a) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen akım tahminlerinin zamana bağlı gidişleri (b) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen saçılım diyagramları.

(a)

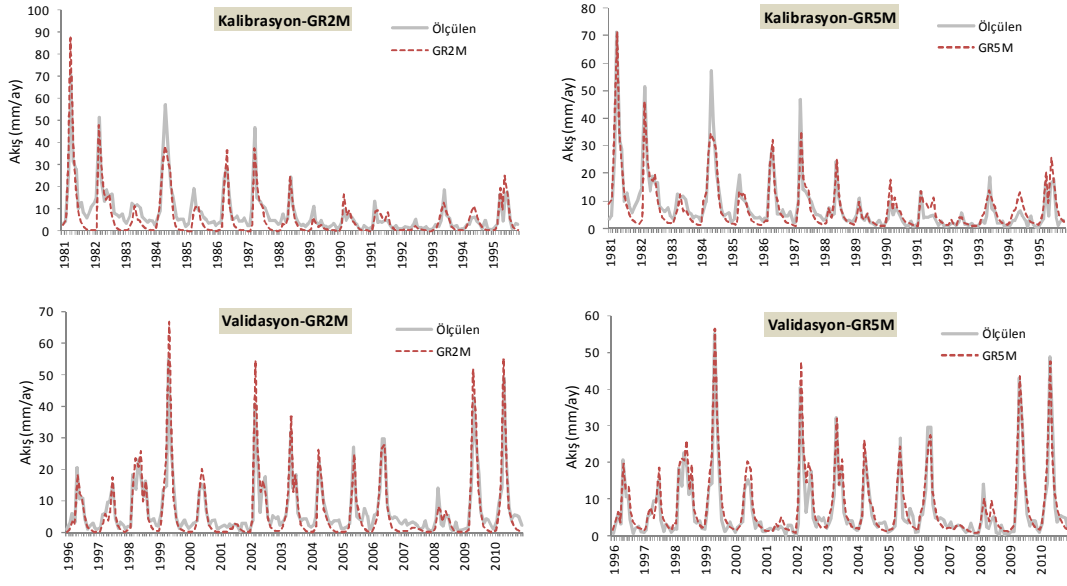


(b)

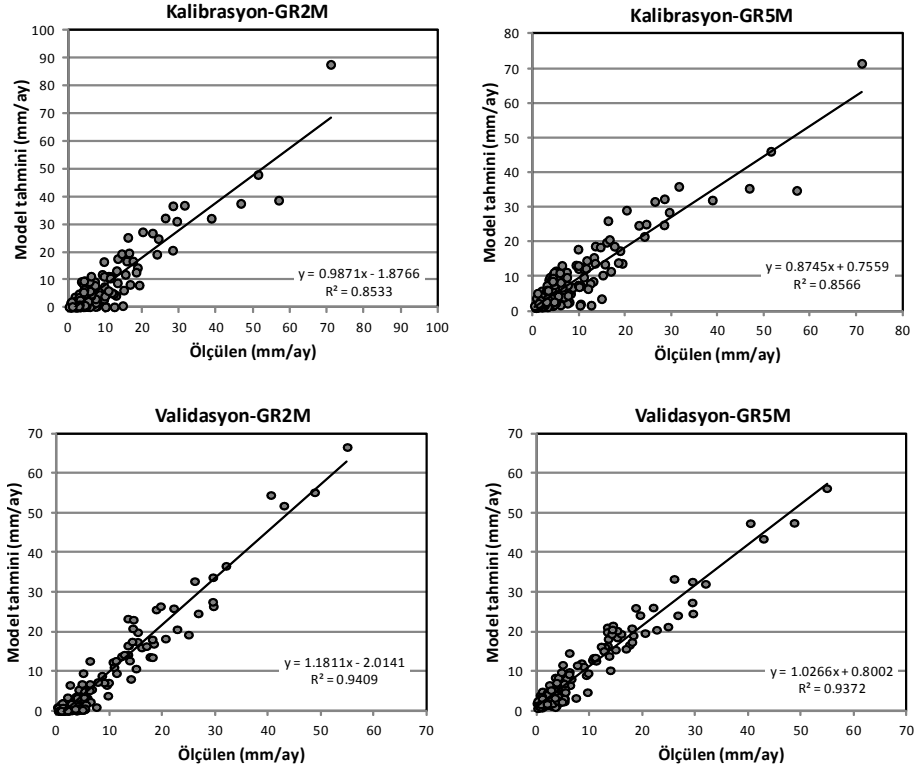


Şekil 4.15: Kayalıoğlu alt havzasına ait (a) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen akım tahminlerinin zamana bağlı gidişleri (b) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen saçılım diyagramları.

(a)

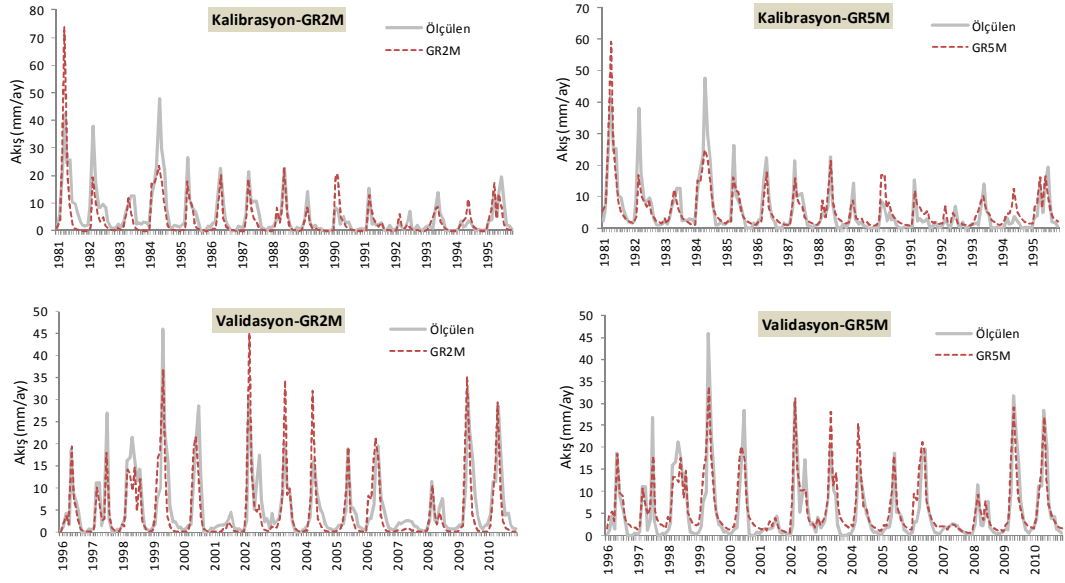


(b)

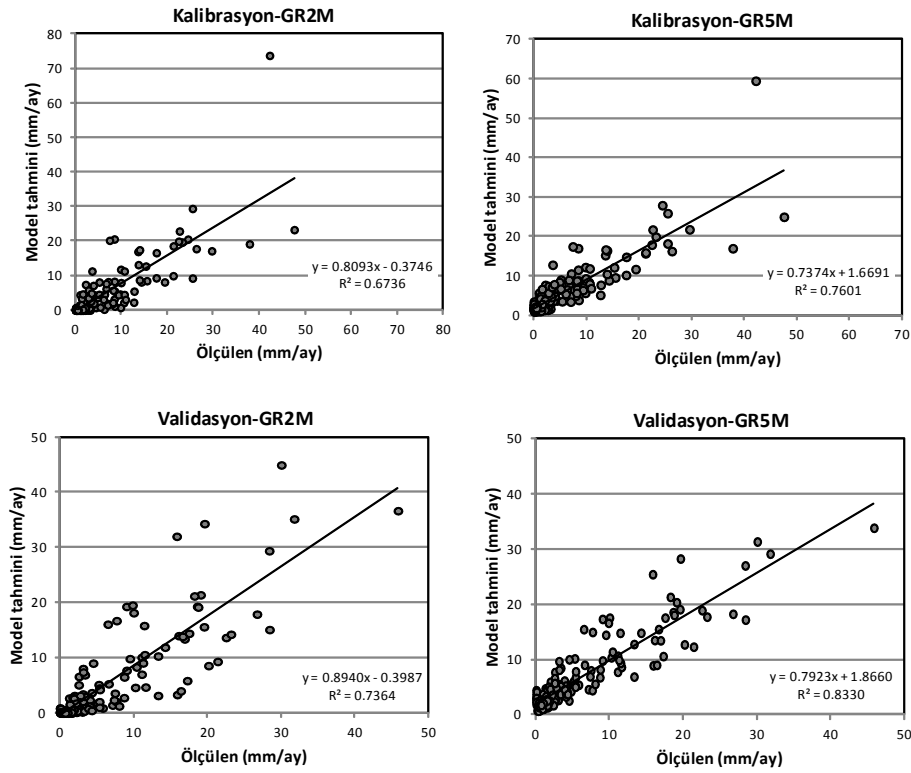


Şekil 4.16: Muradiye alt havzasına ait (a) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen akım tahminlerinin zamana bağlı gidişleri (b) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen saçılım diyagramları.

(a)

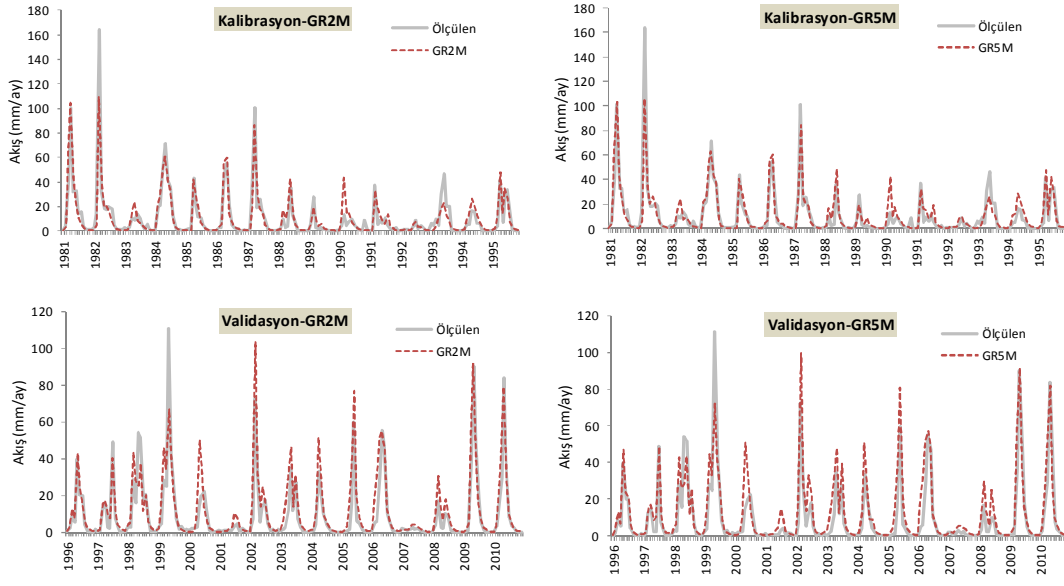


(b)

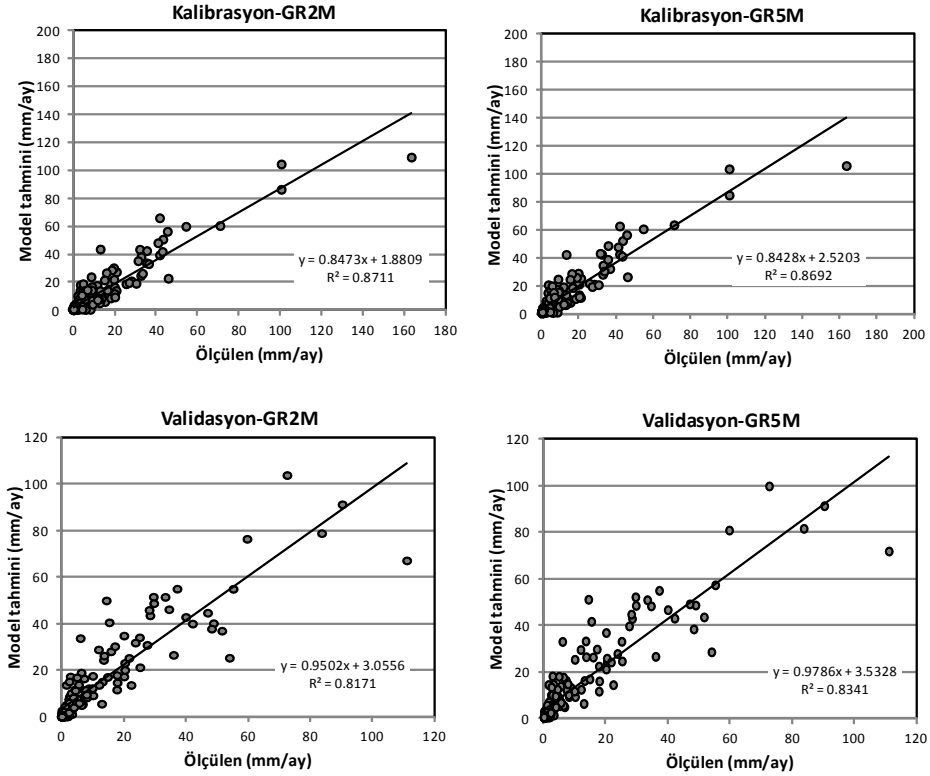


Şekil 4.17: Taytan Köprüsü alt havzasına ait (a) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen akım tahminlerinin zamana bağlı gidişleri (b) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen saçılım diyagramları.

(a)



(b)



**Şekil 4.18:** Topuzdamları alt havzasına ait (a) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen akım tahminlerinin zamana bağlı gidişleri (b) Gr2m ve Gr5m modellerinden elde edilen saçılım diyagramları.

## 5. SONUÇLAR

Kavramsal türden parametrik hidrolojik modellerin kalibrasyonu için hangi optimizasyon algoritmasının daha etkili olduğunun sorgulanması, zaman minimizasyonu ve dolayısıyla hidroloji pratiği bakımından giderek daha önemli hale gelmektedir. Sunulan tez çalışmasında, popüler bir metasezgisel algoritma olan PSO'nun geç yakınsama ve her koşulda global minimum sonuç elde edememe gibi sorunlarının üstesinden gelebilmek için hibrit bir yaklaşım olan HPSO'nun uygulanması uygun görülmüştür. Okkan vd.(2019) ve Okkan ve Kirdemir (2019) çalışmalarında savunulan fikre atfederek gerçekleştirilen tez çalışmasındaki algoritma denemeleri (PSO, LM ve HPSO uygulamaları) Gr2m ve Gr5m adı verilen iki farklı kavramsal yağış-akış modeli üzerinden Gediz Havzası verileri ile irdelenmiştir. PSO algoritmasının her koşulda kararlı çözüm üretmediği izlenimi özellikle parametre bakımından daha yoğun olan Gr5m modeli uygulamalarından anlaşılabilir. Öte yandan tek başına uygulandığında sıklıkla lokal minimaya takılmış olan LM algoritması ile standart PSO birleştirildiğinde, elde edilen daha hızlı yakınsama ve çok daha kararlı çözüme erişme gibi tespitler kayda değer niteliktedir. Derlenen temel istatistikler ve uygulanan parametrik olmayan testler bunu yeter derecede doğrulamaktadır. Diğer yandan, söz konusu hibritleme yaklaşımının farklı metasezgisel türlerle farklı problemlere (taşkın öteleme problemine) uygulandığı göze çarpsa da (bkz. Karahan vd. 2013), uygulanan HPSO hassas olmayan  $c_1$  ve  $c_2$  kontrol parametreleri yönünden hidrolojik modelleme literatüründeki algoritma türdeşlerine kıyasla daha sağlam ve de pratik durmaktadır. Benzer bir hassasiyet analizi için Okkan ve Kirdemir (2019) çalışması incelenebilir. Düşük popülasyon adedi ve makul sayıda iterasyonla kararlı çözüm sunan yöntemin geçerliliğinden emin olabilmek için yaklaşımın farklı iklim koşullarına sahip akarsu havzalarında kurulacak kavramsal modellere (günlük ve yayılı türden daha yoğun parametrelili modeller) ve ayrıca su dağıtım şebekesi tasarımı ve optimum baraj haznesi işletimi gibi farklı su kaynakları problemlerine tatbik edilmesi faydalı olacaktır.

## 6. KAYNAKLAR

- Arnall, N. W. (1992). Factors controlling the effects of climate change on river flow regimes in a humid temperate environment. *Journal of Hydrology*, 132, 321-342.
- Asgari, H., Haddad, O. B., Pazoki, M., and Loáiciga, H. A. (2016). Weed optimization algorithm for optimal reservoir operation. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 142(2), 04015055. doi:10.1061/(asce)ir.1943-4774.0000963.
- Barati, R. (2011). Parameter estimation of nonlinear muskingum models using nelder-mead simplex algorithm. *Journal of Hydrologic Engineering*, 16(11), 946-954. doi:10.1061/(asce)he.1943-5584.0000379
- Beven, K. (2001). How far can we go in distributed hydrological modelling? *Hydrology and Earth System Sciences*, 5 (1), 1-12.
- Bogawski, P. and Bednorz, E. (2014). Comparison and validation of selected evapotranspiration models for conditions in Poland (Central Europe). *Water Resources Management*, 28 (14), 5021-5038.
- Chen, X., Chau, K., and Busari, A. (2015). A comparative study of population-based optimization algorithms for downstream river flow forecasting by a hybrid neural network model. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 46, 258-268. doi:10.1016/j.engappai.2015.09.010
- Cooper, V., Nguyen, V., and Nicell, J. (2007). Calibration of conceptual rainfall–runoff models using global optimisation methods with hydrologic process-based parameter constraints. *Journal of Hydrology*, 334(3-4), 455-466. doi:10.1016/j.jhydrol.2006.10.036
- Dariane, A. B., Javadianzadeh, M. M., and James, L. D. (2016). Developing an efficient auto-calibration algorithm for HEC-HMS program. *Water Resources Management*, 30(6), 1923-1937. doi:10.1007/s11269-016-1260-7
- Dee, D. P., Uppala, S. M., Simmons, A. J., Berrisford, P., Poli, P., Kobayashi, S., et al. (2011). The ERA-Interim reanalysis: Configuration and performance of the data assimilation system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 137, 553-597.

- Duan, Q., Sorooshian, S., and Gupta, V. (1992). Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. *Water Resources Research*, 28(4), 1015-1031. doi:10.1029/91wr02985
- Elci, A., Karadas, D., and Fistikoglu, O. (2010). The combined use of Modflow and precipitation-runoff modeling to simulate groundwater flow in a diffuse-pollution prone watershed. *Water Science & Technology*, 62 (1), 180-188.
- Fıstıkoğlu, O. ve Okkan, U. (2010). Tahtalı havzası için aylık su bütçesi. *VI. Ulusal Hidroloji Kongresi Bildiriler Kitabı içinde* (546-554), Pamukkale Üniversitesi, Denizli.
- Fıstıkoğlu, O. ve Harmancıoğlu, N. (2001). Yukarı Gediz havzasında aylık su bütçesi modeli uygulaması. *III. Ulusal Hidroloji Kongresi Kitabı içinde* (269-278). SUMER, İzmir.
- Franchini, M., and Galeati, G. (1997). Comparing several genetic algorithm schemes for the calibration of conceptual rainfall-runoff models. *Hydrological Sciences Journal*, 42 (3), 357-379. doi:10.1080/0262666970949203
- Gabos, A., Gasparri, L. (1983). Monthly runoff model for regional planning. *Water International*, 8, 42-45.
- Gan, T. Y., Dlamini, E. M., and Biftu, G. F. (1997). Effects of model complexity and structure, data quality and objective function on hydrologic modeling. *Journal of Hydrology*, 32, 3513-3524.
- Gavilán, P., Berengena, J. and Allen, R. G. (2007). Measuring versus estimating net radiation and soil heat flux: impact on Penman–Monteith reference ET estimates in semiarid regions. *Agricultural Water Management*, 89 (3), 275-286.
- Geem, Z. W. (2006). Parameter estimation for the nonlinear muskingum model using the BFGS technique. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 132(5), 474-478. doi:10.1061/(asce)0733-9437(2006)132:5(474)
- Goswami, M., and O'Connor, K. M. (2007). Comparative assessment of six automatic optimization techniques for calibration of a conceptual rainfall—runoff model. *Hydrological Sciences Journal*, 52(3), 432-449. doi:10.1623/hysj.52.3.432



- Gupta, V. K., and Sorooshian, S. (1985). The automatic calibration of conceptual catchment models using derivative-based optimization algorithms. *Water Resources Research*, 21(4), 473-485. doi:10.1029/wr021i004p00473
- Hamed, F., Bozorg-Haddad, O., Pazoki, M., Asgari, H., Parsa, M., and Loáiciga, H. A. (2016). Parameter estimation of extended nonlinear muskingum models with the weed optimization algorithm. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 142(12), 04016059. doi:10.1061/(asce)ir.1943-4774.0001095
- He, J., and Lin, G. (2016) Average convergence rate of evolutionary algorithms. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 20(2), 316-321.
- Hendrickson, J. D., Sorooshian, S., and Brazil, L. E. (1988). Comparison of Newton-type and direct search algorithms for calibration of conceptual rainfall-runoff models. *Water Resources Research*, 24(5), 691-700. doi:10.1029/wr024i005p00691
- Hooke, R., and Jeeves, T. A. (1961). Direct search solution of numerical and statistical problems. *Journal of Ass. Comp. Mach.* , 8(2), 212-229. doi:10.1145/321062.321069
- Jensen, M. E. and Haise, H. R. (1963). Estimating evapotranspiration from solar radiation. *Proceedings of the American Society of Civil Engineers. Journal of the Irrigation and Drainage Division*, 89, 15-41.
- Johnston, P. R., and Pilgrim, D. H. (1976). Parameter optimization for watershed models. *Water Resources Research*, 12(3), 477-486. doi:10.1029/wr012i003p00477
- Karahan, H., Gurarslan, G., and Geem, Z. W. (2013). Parameter estimation of the nonlinear muskingum flood-routing model using a hybrid harmony search algorithm. *Journal of Hydrologic Engineering*, 18(3), 352-360. doi:10.1061/(asce)he.1943-5584.0000608
- Kavetski, D., and Clark, M. P. (2011). Numerical troubles in conceptual hydrology: Approximations, absurdities and impact on hypothesis testing. *Hydrological Processes*, 25(4), 661-670. doi:10.1002/hyp.7899

- Kennedy, J., and Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*. 1942–1948. doi:10.1109/ICNN.1995.488968
- Kiyamaz, H. (2018). Kavramsal hidrolojik modeller için uygun potansiyel evapotranspirasyon eşitliklerinin araştırılması. *Yüksek Lisans Tezi, Balıkesir Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Balıkesir, Türkiye*.
- Kim, S. M., Benham, B. L., Brannan, K. M., Zeckoski, R. W., and Doherty, J. (2007). Comparison of hydrologic calibration of HSPF using automatic and manual methods. *Water Resources Research*, 43(1), W01402. doi:10.1029/2006WR004883
- Li, Z., Liu, P., Deng, C., Guo, S., He, P., and Wang, C. (2016). Evaluation of estimation of distribution algorithm to calibrate computationally intensive hydrologic model. *Journal of Hydrologic Engineering*, 21(6), 04016012. doi:10.1061/(asce)he.1943-5584.0001350
- Li, S., Xiong, L., Li, H., Leung, L. R., and Demissie, Y. (2016). Attributing runoff changes to climate variability and human activities: Uncertainty analysis using four monthly water balance models. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 30(1), 251-269. doi:10.1007/s00477-015-1083-8
- Makhlouf, M. and Michel. C. (1994). A twoparameter monthly water balance model for French watershed. *Journal of Hydrology*, 162(3-4), 299-318.
- Mann, H. B., and Whitney, D. R. (1947). On a test of whether one of 2 random variables is stochastically larger than the other. *Annals of Mathematical Statistics*, 18, 50-60
- Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D., and Veith, T. L. (2007). Model Evaluation Guidelines for Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3), 885-900. doi:10.13031/2013.23153
- Mouelhi, S., Michel, C., Perrin, C., and Andreassian, V. (2006). Stepwise development of a two-parameter monthly water balance model. *Journal of Hydrology*, 318, 200–214.

- Nelder, J. A., and Mead, R. (1965). A simplex method for function minimization. *The Computer Journal*, 7(4), 308-313. doi:10.1093/comjnl/7.4.308
- Okkan, U. (2013). İklim değişikliğinin akarsu akışları üzerindeki etkilerinin değerlendirilmesi. *Doktora Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir, Türkiye.*
- Okkan, U. and Fıstıkoğlu, O. (2013) PMS ve GR2M aylık yağış-akış modelleri, *VII. Ulusal Hidroloji Kongresi*, 26-27 Eylül 2013, Süleyman Demirel Üniversitesi, Isparta, 167-176.
- Okkan, U. (2015) Dinamik su bütçesi modeli, *Balıkesir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 17(1), 70-82
- Okkan, U., and Karakan, E. (2016). İklim değişikliğinin ikizcetepeler barajı akımlarına etkilerinin modellenmesi: 2015-2030 Projeksiyonu” *Teknik Dergi*, 27(2), 7379-7401.
- Okkan, U., and Kirdemir, U. (2016). Downscaling of monthly precipitation using CMIP5 climate models operated under RCPs. *Meteorological Applications*, 23(3), 514-528. doi:10.1002/met.1575
- Okkan, U., and Kirdemir, U. (2018). Investigation of the behavior of an Agricultural-Operated dam reservoir under RCP scenarios of AR5-IPCC. *Water Resources Management*, 32(8), 2847-2866. doi:10.1007/s11269-018-1962-0
- Okkan, U., Gedik, N., and Güney, H.M. (2019). Global optimizasyon algoritmalarının kavramsal hidrolojik model kalibrasyonunda değerlendirilmesi, *Balıkesir Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projesi* (No: 2017/145).
- Okkan, U., and Kiymaz, H. (2019) Questioning of empirically-derived and locally calibrated potential evapotranspiration equations for a lumped water balance model. *Journal of Water & Climate Change* doi:10.2166/wcc.2019.292
- Okkan, U., and Kirdemir, U. (2019). Hibrit ve standart PSO algoritmalarının kontrol parametreleri için hassasiyet analizi: Bir yağış-akış modeli kalibrasyonu üzerinden uygulama, 4th International Symposium on Innovative Approaches in Engineering

- and Natural Sciences, SETSCI Conference Proceedings (ISAS2019), 22-24 Kasım 2019, Samsun-Türkiye, 336-340.
- Oudin, L., Michel, C., and Anctil, F. (2005a). Which potential evapotranspiration input for a lumped rainfall-runoff model? Part 1 - Can rainfall-runoff models effectively handle detailed potential evapotranspiration inputs? *Journal of Hydrology*, 303 (1-4), 275-289.
- Oudin, L., Hervieu, F., Michel, C., Perrin, C., Andréassian, V., Anctil, F., and Loumagne, C. (2005b). Which potential evapotranspiration input for a lumped rainfall-runoff model? Part 2 - Towards a simple and efficient potential evapotranspiration model for rainfall-runoff modelling. *Journal of Hydrology*, 303 (1-4), 290-306.
- Piotrowski, A. P., Napiorkowski, M. J., Napiorkowski, J. J., Osuch, M., and Kundzewicz, Z. W. (2017). Are modern metaheuristics successful in calibrating simple conceptual rainfall-runoff models? *Hydrological Sciences Journal*, 62(4), 606-625. doi:10.1080/02626667.2016.1234712
- Qin, Y., Kuczera, G., and Kavetski, D. (2017). Comparison of Newton-type and SCE optimisation algorithms for the calibration of conceptual hydrological models. *Australasian Journal of Water Resources*, 20(2), 169-176. doi:10.1080/13241583.2017.1298180
- Qin, Y., Kavetski, D., and Kuczera, G. (2018). A robust gauss-newton algorithm for the optimization of hydrological models: benchmarking against Industry-Standard algorithms. *Water Resources Research*, 54(11), 9637-9654. doi:10.1029/2017wr022489
- Rathore, A., and Sharma, H. (2017). Review on inertia weight strategies for particle swarm optimization. in *Proc. 6th Int. Conf. Soft Comput, Problem Solving*, 546, pp.76–86.
- Reshma, T., Reddy, K. V., Pratap, D., Ahmedi, M., and Agilan, V. (2015). Optimization of calibration parameters for an event based watershed model using genetic algorithm. *Water Resources Management*, 29(13), 4589-4606. doi:10.1007/s11269-015-1077-9

- Rouhani, H., Willems, P., Wyseure, G., and Feyen, J. (2007). Parameter estimation in semi-distributed hydrological catchment modelling using a multi-criteria objective function. *Hydrological Processes*, 21(22), 2998-3008. doi:10.1002/hyp.6527
- Sorooshian, S. (1981). Parameter estimation of rainfall-runoff models with heteroscedastic streamflow errors — The noninformative data case. *Journal of Hydrology*, 52(1-2), 127-138. doi:10.1016/0022-1694(81)90099-8
- Tayfur, G. (2017). Modern optimization methods in water resources planning, engineering and management. *Water Resources Management*, 31(10), 3205-3233. doi:10.1007/s11269-017-1694-6
- Thorsten, W., and Gupta, V.H. (2005). Model identification for hydrological forecasting under uncertainty. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 19, 378–387.
- Thyer, M., Kuczera, G., and Bates, B. C. (1999). Probabilistic optimization for conceptual rainfall-runoff models: A comparison of the shuffled complex evolution and simulated annealing algorithms. *Water Resources Research*, 35(3), 767-773. doi:10.1029/1998wr900058
- Tigkas, D., Christelis, V., and Tsakiris, G. (2016). Comparative study of evolutionary algorithms for the automatic calibration of the medbasin-d conceptual hydrological model. *Environmental Processes*, 3(3), 629-644. doi:10.1007/s40710-016-0147-1
- Tolson, B. A., and Shoemaker, C. A. (2007). Dynamically dimensioned search algorithm for computationally efficient watershed model calibration. *Water Resources Research*, 43(1). doi:10.1029/2005wr004723
- Wang, Q. J. (1991). The genetic algorithm and Its application to calibrating conceptual rainfall-runoff models. *Water Resources Research*, 27(9), 2467-2471. doi:10.1029/91wr01305
- Wang, Q. (1997). Using genetic algorithms to optimise model parameters. *Environmental Modelling & Software*, 12(1), 27-34. doi:10.1016/s1364-8152(96)00030-8

- Wang, Y., Yu, P., and Yang, T. (2010). Comparison of genetic algorithms and shuffled complex evolution approach for calibrating distributed rainfall-runoff model. *Hydrological Processes*, 24(8), 1015-1026. doi:10.1002/hyp.7543
- Xu, C-Y, and Singh, V.P. (1986). A review on monthly water balance models for water resources investigations. *Water Resources Management*, 12, 31-50.
- Xu, D., Wang, W., Chau, K., Cheng, C., and Chen, S. (2013). Comparison of three global optimization algorithms for calibration of the Xinanjiang model parameters. *Journal of Hydroinformatics*, 15(1), 174-193. doi:10.2166/hydro.2012.053
- Zhang, X., Srinivasan, R., Zhao, K., and Liew, M. V. (2009). Evaluation of global optimization algorithms for parameter calibration of a computationally intensive hydrologic model. *Hydrological Processes*, 23(3), 430-441. doi:10.1002/hyp.7152

## ÖZGEÇMİŞ

### Kişisel Bilgiler

Adı Soyadı : Hayriye Meryem GÜNEY

Doğum tarihi ve yeri : 20.04.1993 - Nevşehir

e-posta :mgny1050@gmail.com

### Öğrenim Bilgileri

Derece	Okul/Program	Yıl
Yüksek Lisans	Balıkesir Üniversitesi/İnşaat Mühendisliği	2016-2020
Lisans	Balıkesir Üniversitesi/İnşaat Mühendisliği	2012-2016
Lise	Nevşehir 2000 Evler Anadolu Lisesi	2007-2011