SETSCI conference proceedings
SETSCI Conference Proceedings
9, 336-341, 2019

4th International Symposium on Innovative Approaches in Engineering and Natural Sciences
November 22 24, 2019, Samsun, Turkey

https://doi.org/10.36287/setsci.4.6.085
2687-5527 © 2019 The Authors. Published by SETSCI

ISAS WINTER - 2019

Hibrit ve standart PSO algoritmalarının kontrol parametreleri için hassasiyet analizi: Bir yağış-akış modeli kalibrasyonu üzerinden uygulama

Umut Okkan[1+*], ve Umut Kırdemir [2]

[1,2] Balıkesir Üniversitesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, Hidrolik Anabilim Dalı, 10145, Çağış Kampüsü, Balıkesir
[*]Sorumlu Yazar: umutokkan@balikesir.edu.tr
[+]Konuşmacı: umutokkan@balikesir.edu.tr
Sunum/Bildiri Türü: Sözlü / Tam Metin

Özet **–** Hidrolojik model kalibrasyonu aşamalarında, optimizasyon algoritmalarının kendi kontrol parametrelerinin amaç fonksiyonu üzerindeki etkileri (global sonuca doğru ve hızlı ulaşma gibi) oldukça önemlidir. Bu kontrol parametrelerinin dinamik yapısı ve birbirleri ile etkileşim halinde olmaları ise söz konusu etkiyi ölçme sürecini zorlaştırmaktadır. Son yıllarda varyans analizi ANOVA ile herhangi bir süreci temsil eden değişkenlerin belirsizliklerinin ayrıştırılması ve parametre bazlı hassasiyet analizlerinin yapılması pratik bir şekilde sağlanmıştır. Sunulan çalışmada gradyen türden bir algoritma ile parçacık sürü optimizasyonu (PSO) algoritmasının kombinlenmesine dayanan hibrit PSO (HPSO) algoritmasının klasik PSO'ya kıyasla başarısı aylık bir yağış-akış modeli örneği üzerinden gösterilmiştir. Her koşuda stabil sonuç yakalama ve hızlı yakınsayabilme gibi ölçütlerin sınanmasına ilaveten, kullanılan algoritmaların parametrelerinin simülasyonlardaki bireysel ve enteraktif etkileri ANOVA metodu ile araştırılmıştır. Uygulamada, PSO ve HPSO algoritmalarına ait c1 ve c2 katsayıları için farklı kombinasyonlar atanmış ve algoritmalar Gediz Havzası-Acısu alt havzası örneğinde 10 kez koşturulmuştur. Değerlendirme sonuçları katsayılardaki birbirinden bağımsız ve etkileşimli belirsizliklerinin HPSO uygulamasında oldukça azaldığını göstermektedir. Bu kapsamda, HPSO'nun kendi kontrol parametrelerine aşırı hassas olmaması hidrolojik model kalibrasyonu aşamasında tercih sebebi olmasını sağlamıştır.

Anahtar kelimeler – Yağış-akış modeli kalibrasyonu, PSO, HPSO, ANOVA, Dinamik parametre hassasiyet analizi.

Sensitivity analysis for control parameters of hybrid and standard PSO algorithms: Application via a rainfall-runoff model calibration

Abstract – In the phases of hydrological model calibration, the impact of control parameters of optimization algorithms on the related fitness (cost) function (reaching the global solution correctly and expeditiously) is rather essential. These control parameters' dynamic structure and interactions can force the quantification of the mentioned influence. In recent years, both the decomposition of the uncertainties of variables representing any process and searching parameter sensitivities were conducted by means of variance analysis termed as ANOVA. In the study, the success of a hybrid PSO (HPSO) algorithm, which was composed of particle swarm optimization (PSO) and a gradient-type algorithm, was shown compared to a standard PSO for a monthly rainfall-runoff model example. In addition to the measures such as reaching stable results under each run and fast convergence, individual and interactive effects of parameters of employed algorithms on simulations were also investigated by ANOVA. In the application, different combinations were assigned for the coefficients c1 and c2 that were defined in both PSO and HPSO, and then, algorithms were run 10 times in Acisu sub-basin of Gediz Basin. The evaluations have shown that the parameters' uncertainties due to their individual behaviors and their interactions with each other are fairly reduced in HPSO implementation. In this sense, the fact that HPSO is not excessively sensitive to its control parameters has made it a preferred choice in the hydrological model calibration process.

Keywords- Rainfall-runoff model calibration, PSO, HPSO, ANOVA, Dynamic parameter sensitivity analysis.

I. GİRİŞ

Hidrolojik model kalibrasyonunda birçok optimizasyon algoritmasının kullanıldığı göze çarpmaktadır. SCE karmaşık evrim algoritması [1], çeşitli genetik algoritma türleri [2], parçacık sürü optimizasyonu [3], diferansiyel evrim algoritması [3, 4] ve diğer modern meta-sezgiseller [5] bunlara örnek gösterilebilir. Bu algoritmaların birbirlerine karşı üstünlükleri/zayıflıkları [6] çalışması içeriğinde vurgulanmıştır.

Önceki birçok çalışmadan anlaşıldığı üzere algoritmaların kontrol parametrelerinin algoritma performansına önemli etkisi bulunmaktadır. Ancak algoritma parametrelerinin hassasiyetini ve birbirleriyle ne ölçüde etkileşim içinde olduklarını saptamak oldukça karmaşıktır [6]. Bu kapsamda çeşitli deneme-yanılma kombinasyonlarıyla uygun algoritma

parametreleri önerilebildiği gibi [7], bu parametrelerin dinamik hassasiyetinin ve enteraktif etkileşimlerinin araştırıldığı nadir çalışmalar da mevcuttur [4, 6, 8, 9]. Mesela, [8] çalışmasında önerilen hassasiyet analizi metodu [9] çalışmasında uygulanmış fakat hesap içeriği nedeniyle adapte edilebilir görülmemiştir. Diğer taraftan varyans analizi (ANOVA) ile SCE algoritması parametrelerinin içsel ve birbirleriyle olan belirsizliklerinin pratik bir şekilde ölçülebileceği [6] çalışması içinde ortaya konmuştur. Bu yaklaşım ile toplam belirsizliğe katkı sunan değişkenlerin ayıklanması mümkün kılınabilmekte olup benzer bir uygulaması diferansiyel evrim algoritması üzerinden gerçekleştirilmiştir [4]. ANOVA yöntemi iklim projeksiyonlarında küresel dolaşım modellerinden ve emisyon senaryolarından gelen belirsizliklerin tespitinde de kullanılmıştır [10].

Parametre belirsizliği daha az olan optimizasyon algoritmasının tercih sebebi olacağı düşüncesiyle sunulan bu çalışmada ise, Levenberg-Marquardt (LM) algoritması ile parçacık sürü optimizasyonu (PSO) meta-sezgisel algoritmasının birleşiminden oluşan hibrit HPSO algoritmasının klasik PSO'ya kıyasla kontrol parametrelerindeki dinamik hassasiyetin ne ölçüde değiştiği ANOVA vasıtasıyla irdelenmiştir. Uygulama örneği olarak dinamik su bütçesi (*dynwbm*) hidrolojik modeli kullanılmış olup çalışmaya ait diğer detaylar aşağıda takdim edilmiştir.

II. PSO & HPSO

PSO ve HPSO algoritmalarında ilk adımda tanımlanan popülasyon büyüklüğü sayısı kadar, parametrelerin x_i rastgele çözümleri oluşturulur (Denklem 1).

$$x_{i,j} = x_j^{\min} + rand * \left[x_j^{\max} - x_j^{\min} \right], \quad i = 1,2,...,N_{pop},\ j = 1,2,..,N_{par} \tag{1}$$

Burada, N_{pop} popülasyon büyüklüğünü, N_{par} ise kalibre edilecek parametre sayısını, *rand* 0 ve 1 aralığında rastgele türetilen sayıyı ifade etmektedir. x_{min} ve x_{max} ise sırasıyla *j*. sıradaki parametrenin alt ve üst limitleridir.

Popülasyondaki olası *x* çözümlerinin performans değerlendirilmesi ise uygunluk (*fitness*) fonksiyonu yardımıyla sağlanmaktadır. Çalışmada uygunluk fonksiyonu olarak klasik toplam karesel hata (*SSE*) istatistiği kullanılmış ve bunun minimizasyonu esas alınmıştır.

$$f = SSE = \sum_{i=1}^{T_{cal}} (Q_{\text{obs},i} - Q_{\text{modeled},i}(x))^2,\ i = 1,2,...,T_{cal} \tag{2}$$

Burada T_{cal} kalibrasyon döneminde kullanılan veri uzunluğunu temsil etmektedir.

PSO algoritması [11] tarafından kuş sürülerinin sosyal davranışlardan esinlenerek önerilmiş meta-sezgisel bir algoritmadır. Algoritma kuş sürüsünün Denklem 1 yardımıyla yiyecek aramak için çözüm uzayına rastgele dağılmasıyla başlamaktadır. Parçacıklar, aradıkları yiyeceğin uzaydaki x koordinatlarını Denklem 3'te 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 konumları güncellenmektedir.

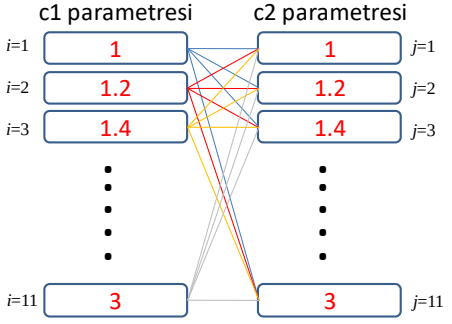
$$v_{i,j}(t+1) = \omega * v_{i,j}(t) + rand * c1 * (pb_{i,j}(t) - x_{i,j}(t)) + rand * c2 * (gb_j(t) - x_{i,j}(t)) \tag{3}$$

Burada, *t* iterasyon adımıdır. *pb*, herhangi bir *i*.parçacığın o ana kadar ulaştığı en iyi koordinat bilgisini, *gb* popülasyondaki tüm parçacıklar içindeki en iyi koordinat bilgisini temsil etmektedir. c1 ve c2 ise ivmelenme katsayılarıdır.

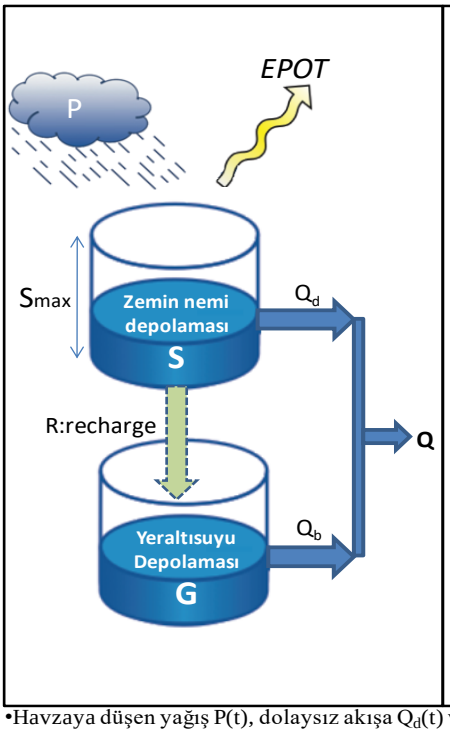
t=0 için *pb* matrisi Denklem 1 ile rastgele oluşturulan çözüm matrisine eşit kabul edilmektedir. Herhangi bir *i* satırında konum güncellemesi sonrası elde edilen çözüme ait *fitness* değeri önceki iterasyondakine kıyasla iyileşmiş ise *pb*'nin ilgili satırı da yeni konum ile değiştirilir. N_{pop}xN_{par} 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. Çalışmada Denklem 3'teki hız terimini iteratif olarak kontrol eden ω atalet ağırlığı olarak kaotik rastsal atalet ağırlığı (CRW) atanmıştır. HPSO ise PSO'nun standart biçimde işletilmesi ile elde edilen gb vektörünün her bir iterasyonda türevsel türden bir algoritma olan LM algoritmasına girdi olarak sunularak güncellenmesine dayanmaktadır. Stokastik türden meta-sezgisel algoritmalar ile gradyen algoritmaların entegre edilmesinin hidrolojik model kalibrasyonunda hem global hem de lokal arama davranışını öne çıkaracağı aynı yazarlar tarafından yürütülen henüz yayımlanmamış [12] çalışmasında belirtilmiştir. HPSO'ya ait detaylar bu referansta mevcuttur.

III. ANOVA İLE DİNAMİK HASSASİYET ANALİZİ

Çalışmada kalibrasyon sürecindeki potansiyel belirsizliğin tüm kaynakları varyans cinsinden ifade edilmiştir. Öncelikle kullanılan algoritmaların c1 ve c2 katsayıları için 1'den başlayarak 0.2 değer artımıyla 3.0 değerine kadar değişen alt kombinasyon grupları oluşturulmuştur (Şekil 1). Bu durumda her bir parametre için 11 adet değer denenmiştir. Diğer yandan, hem PSO hem de HPSO stokastik karakterde ve popülasyon temelli algoritmalar olduklarından bunların stabil sonuç üretip üretmediklerini anlama ve aynı zamanda global en iyi sonucu arama maksadıyla algoritmalar farklı kombinasyonlar altında N_r=10 kez koşturulmuşlardır. Böylece Şekil 1'de gösterilen parametre değer çiftleri arasında oluşturulan kombinasyonlar ile birlikte algoritmalar toplamda 11x11x10=1210 kez koşturulmuşlardır. Bu sonuçlardaki içsel değişkenlik (V) parametre çiftlerinden elde edilen *SSE* ortalamaları etrafındaki varyans ile Denklem 4'teki gibi ifade edilir [10].



Şekil 1. PSO ve HPSO katsayıları için oluşturulan kombinasyonlar.



$$X(t) = P(t)\left[1+\frac{S_{max}-S(t-1)+EPOT(t)}{P(t)}-\left[1+\left(\frac{S_{max}-S(t-1)+EPOT(t)}{P(t)}\right)^{\frac{1}{1-\alpha_1}}\right]^{1-\alpha_1}\right]$$

$$Q_d(t) = P(t) - X(t)$$

$$W(t) = X(t) + S(t-1)$$

$$Y(t) = W(t)\left[1+\frac{EPOT(t)+S_{max}}{W(t)}-\left[1+\left(\frac{EPOT(t)+S_{max}}{W(t)}\right)^{\frac{1}{1-\alpha_2}}\right]^{1-\alpha_2}\right]$$

$$R(t) = W(t) - Y(t)$$

$$E(t) = W(t)\left[1+\frac{EPOT(t)}{W(t)}-\left[1+\left(\frac{EPOT(t)}{W(t)}\right)^{\frac{1}{1-\alpha_2}}\right]^{1-\alpha_2}\right]$$

$$S(t) = \max(0, Y(t) - E(t))$$

$$Q_b = dG(t-1)$$

$$G(t) = \max\left[0, (G(t-1)+R(t))\xi - Q_b(t)\right]$$

$$Q_m(t) = Q_d(t) + Q_b(t)$$

•Havzaya düşen yağış P(t), dolaysız akışa Q_d(t) ve diğer su bütçesi elemanları için tutulan su miktarına (X(t)) paylaştırılmaktadır.
•W: havzada mevcut bulunan su miktarı
•Y: gerçekleşen evapotranspirasyon (E) ve depolanan zemin nemi (S) toplamı
•R: yeraltısuyu depolamasına boşalan su
•Q_b : taban akışı

Şekil 2. *dynwbm* modelinin hesap adımlarını gösteren akış şeması [15].

$$V = \frac{1}{1210}\sum_{i=1}^{11}\sum_{j=1}^{11}\sum_{r=1}^{10}\left[f(i,j,r) - f(i,j,\circ)\right]^2 \quad (4)$$

Burada, *f*(i,j,r) i numaralı c1 değeri, j numaralı c2 değeri ve *r* numaralı koşu için elde edilen *f* amaç fonksiyonu (Denklem 2'deki SSE istatistiği) sonucunu ifade etmektedir. *f*(i,j,o) ise ilgili algoritmanın *i* ve *j* numaralı parametre çiftleri kullanılarak N_r=10 kez koşturulması sonrasında elde edilen *f* değerlerinin aritmetik ortalamasını temsil etmektedir (Yani toplam koşu üzerinden 1210/10=121 adet farklı *f*(i,j,o) ortalama değeri elde edilir).

c2 parametresinden bağımsız olarak c1 parametresinin kendi belirsizliği Varc1 ise Denklem 5 yardımıyla hesaplanmaktadır.

$$Varc1 = \frac{1}{11}\sum_{i=1}^{11}\left[f(i,\circ,\circ) - f(\circ,\circ,\circ)\right]^2 \quad (5)$$

Burada, *f*(o,o,o) 1210 adet koşudan elde edilen *f* değerlerinin aritmetik ortalamasıdır. *f* (i,o,o) ise herhangi bir *i* değerine karşılık gelen c1 katsayısı ile eşleştirilen 11 adet c2 için düzenlenen 11x10=110 adet *f* değerinin ortalamasıdır.

Denklem 5'e benzer şekilde, c2 parametresinin kendi belirsizliği olarak tanımlanan Varc2 Denklem 6 ile hesaplanmaktadır.

$$Varc2 = \frac{1}{11}\sum_{j=1}^{11}\left[f(\circ,j,\circ) - f(\circ,\circ,\circ)\right]^2 \quad (6)$$

Burada *f*(o,*j*,o) herhangi bir *j* değerine karşılık gelen c2 katsayısı ile eşleştirilen 11 adet c1 için düzenlenen 11x10=110 adet *f* değerinin ortalamasıdır.

Toplam belirsizlik (*T*) de Denklem 7'deki varyans ifadesi ile elde edilebileceğine göre, c1 ve c2 katsayıları arasındaki etkileşim belirsizliği (*I*) ise Denklem 8 ile hesaplanabilmektedir [6].

$$T = \frac{1}{1210}\sum_{i=1}^{11}\sum_{j=1}^{11}\sum_{r=1}^{10}\left[f(i,j,r) - f(\circ,\circ,\circ)\right]^2 \quad (7)$$

$$I = T-(V+Varc1+Varc2) \quad (8)$$

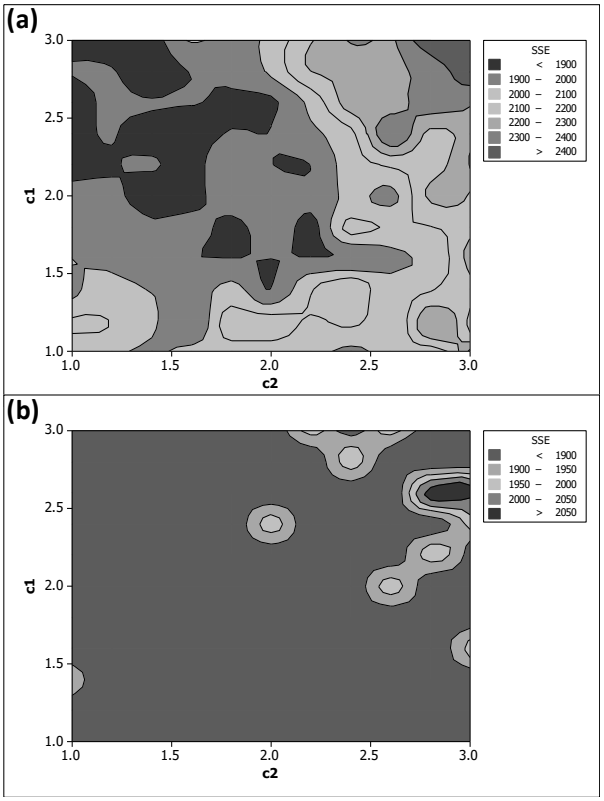
IV. Çalışmada Kullanılan Yağış-Akış Modeli: DYNWBM

Gerçek evapotranspirasyonun (*E*), yıllık zaman ölçeğinde yağış (P) ve potansiyel evapotranspirasyonun (*EPOT*) bir fonksiyonu olduğu [13] çalışmasında ortaya koyulmuştur. [14] çalışmasında, [13]'te önerilen Budyko fonksiyonunun aylık zaman ölçeğindeki veriler için uygun sonuç vermediğini tespit etmiş ve söz konusu fonksiyonu güncelleyip "*dinamik su bütçesi modeli* (*dynwbm*)" adını verdikleri aylık bir hidrolojik model içerisine entegre ederek geliştirmişlerdir. Sınıf bakımından kavramsal ve ortalanmış türden modelin yeraltısuyu biriktirme fonksiyonu [15] çalışmasında güncellenmiş olup sunulan çalışmada bu versiyon kullanılmıştır. Modelde aylık toplam yağış (*P*) ve Penman-

Monteith ampirik formülü ile türetilen aylık *EPOT* verileri girdi olarak kullanılmaktadır. Model bünyesindeki parametreler sırasıyla α_1 dolaysız akış haricindeki su bütçesi elemanları için tutulan su miktarını kontrol eden model parametresi (retention efficiency), α_2 evapotranspirasyon etkinlik parametresi, d ve ξ yeraltısuyu depolamasına ait lineer parametreler ve S_{max} maksimum zemin nemi depolaması olarak tanımlanmaktadır. Modelin kavramsal akış şeması Şekil 2'de özetlenmiştir.

V. UYGULAMA VE BULGULAR

Uygulama alanı olarak Türkiye'de Ege Bölgesinin tarımsal faaliyetlerinin önemli bir rezervini temsil eden Gediz Havzası seçilmiştir. Model örnek olarak sadece havzanın yarı-kurak iklime sahip Acısu alt havzasında çalıştırılmıştır. E05A23 numaralı akım gözlem istasyonunca temsil edilen bu kol Demirköprü barajını besleyen önemli dört dereden biridir. Akım gözlem istasyonunun drenaj alanı ise 3272.4 km^2'dir. Çalışma alanının haritası ve istasyon konumlarına [15] çalışmasından erişilebilir. DSİ Genel Müdürlüğü'nden 1981-2010 su yılı için temin edilen akımlar milimetre birimine çevrilerek modellemede kullanılmıştır. Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden temin edilen yağışlardan Thiessen ağırlıklı ortalama yağışlar model girdisi olarak derlenirken, aynı kurumdan temin edilen diğer meteorolojik değişkenler vasıtasıyla da Penman-Monteith tabanlı *EPOT* tahminleri modelleme öncesinde hazırlanmıştır.



Şekil 3. c1 ve c2 kombinasyonlarından elde edilen SSE sonuçlarının (a) PSO ve (b) HPSO için gösterimi.

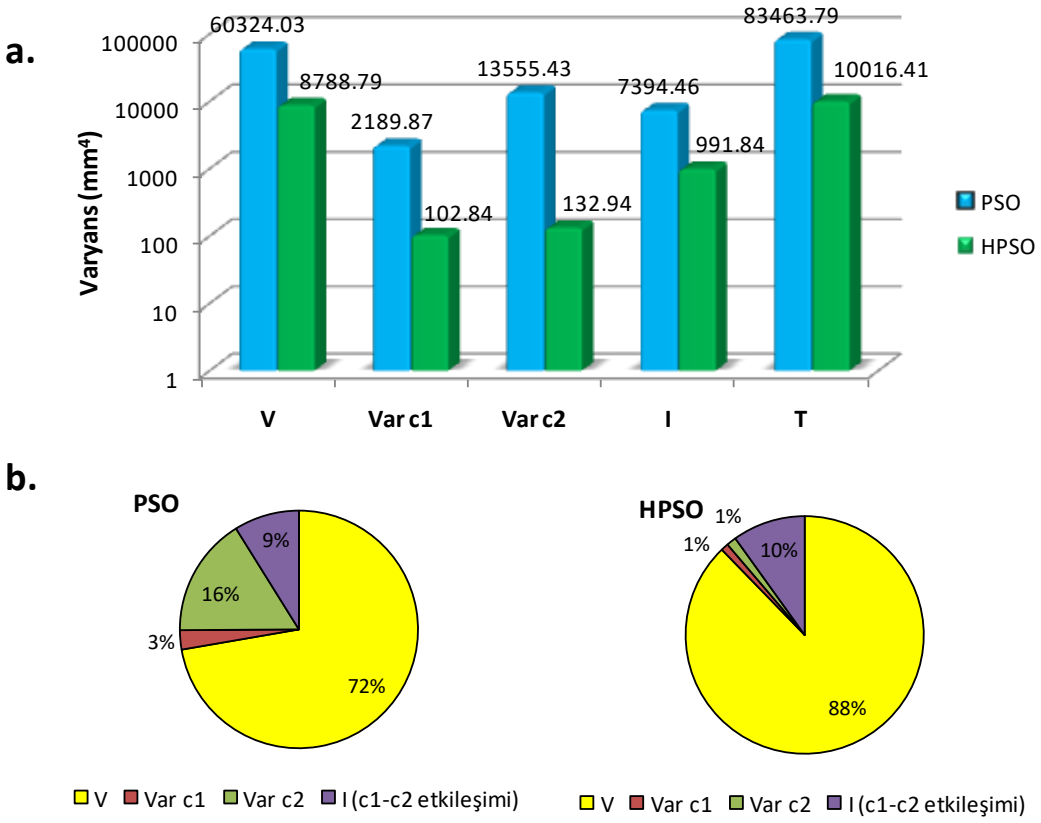
Metasezgiseller ile gerçekleştirilen optimizasyon çalışmalarında, popülasyon büyüklüğü (N_{pop}) ve algoritmaların çevriminde kullanılacak maksimum iterasyon adedi ($iter_{max}$) de sonucu etkilemektedir. Çalışma kapsamında kullanılan HPSO tekniğinin hızlı ve kararlı karakteri savunulduğundan, az sayıda popülasyon ve iterasyon kullanılarak hesap yoğunluğunun bu yaklaşım ile azalıp azalmadığı kontrol edilecektir. Bu maksatla tüm algoritma denemelerinde N_{pop} ve $iter_{max}$ sırasıyla 20 ve 200'e sabitlenmiştir. Uygulama alanı için derlenen 1981-2010 su yılını kapsayan yağış, *EPOT* ve akış serilerinin 1981-1995 dönemini kapsayan kısmı modellerin parametre kalibrasyonu aşamasında değerlendirilirken, geri kalan 1996-2010 dönemi verileri modellerin validasyonunda kullanılmıştır. Bölüm 3'te değinildiği üzere algoritmalar 1210 kez koşturularak sonuçlar depolanmıştır. c1 ve c2 denemelerine bağlı oluşturulan kombinasyonlardan elde edilen SSE sonuçlarının kontur grafiği ile gösterimi Şekil 3'te sunulmuştur. Denklem 4-Denklem 8'in uygulanması sonrasında hesaplanan varyansların ve belirsizlik kaynaklarının totaldeki oranlarının algoritmaya bağlı değişimleri ise Şekil 4'te özetlenmiştir.

1210 tane tekrarlı koşudan derlenen SSE değerlerinin aritmetik ortalaması olan *f*(o,o,o) PSO ve HPSO için sırasıyla 2037.214 mm^2 ve 1879.729 mm^2 olarak belirlenmiştir. Çalışmada kullanılan model örneğinde Acısu alt havzasında global minimum değeri olan 1869.371 mm^2'ye HPSO'ya ait denemelerin daha yakın sonuç verdiği ve dağılımın üniforma daha yakın olduğu Şekil 3'ten net bir şekilde görülebilmektedir. Şekil 3'teki dağılımı analitik anlamda yorumlamak ve belirsizliğin kaynaklarını ayrıştırmak için kullanılan ANOVA analizlerine göre, içsel değişkenliğin (V'nin) toplam varyans üstündeki payının her iki algoritmada da diğerlerine kıyasla daha baskın olduğu gözlenmiştir. Bu durum algoritmalardaki stokastik yapının bir sonucudur. Yine de, HPSO'daki içsel değişkenliğin PSO'ya kıyasla %85 az olması dikkat çekicidir (Şekil 4a'daki düşey eksen logaritmik tabandadır). Katsayı kaynaklı belirsizliklerde de benzer bir durum oluşmuş ve HPSO'daki c1, c2 ve c1-c2 etkileşimli belirsizliklerin PSO'ya göre sırasıyla %95, %99 ve %87 daha az olduğu gözlenmiştir. Sonuçlar HPSO örneğinde algoritmanın kontrol katsayılarına aşırı hassas yapıda olmadığını işaret ederken, c1 ve c2 katsayılarının 1 ila 2.2 aralığında seçilmesi global minimum çözümü daha çok garanti etmektedir. PSO için ise bu bağlamdaki belirsizlikler fazladır. Elbette bu göstergeleri genellemek için daha fazla denemeye (farklı yağış-akış modelleri ve havzalar) ihtiyaç vardır.

VI. SONUÇLAR

Hidrolojik model kalibrasyonu direkt algoritma performansına bağlı olduğundan, algoritmadaki tanımlı parametrelerin hassasiyetlerinin araştırılması önemli bir konudur. Bu özellikle kullanıcılara hangi parametrenin ne düzeyde etkili olduğu hakkında bilgi sağlayabilir. Bu çalışmada, [4] ve [6] çalışmalarında da önerilen ANOVA esaslı hassasiyet analizi yaklaşımı ile PSO ve HPSO optimizasyon algoritmalarına ait parametrelerin dinamik hassasiyeti ve birbirileri ile etkileşimleri ölçülmüştür.

Bulgulara göre, klasik PSO algoritmasının hidrolojik model kalibrasyonu aşamasında kontrol parametrelerine aşırı hassas olduğu ve stabil sonuç almak için algoritma üzerinde ekstra denemeler yapılması gerektiği anlaşılmıştır. Diğer yandan, HPSO algoritmasında tanımlı parametrelerin bireysel ve enteraktif belirsizlikleri daha minimal düzeydedir. Bu durum algoritmayı daha güvenilir ve tercih sebebi kılmaktadır.



Şekil 4. (a) Varyanslar ile temsil edilen belirsizliklerin algoritmaya bağlı değişimleri (b) belirsizlik kaynaklarının totaldeki payları.

Gelecekte, hem ANOVA ile farklı optimizasyon algoritmalarının dinamik duyarlılıklarının ölçülmesi, hem de HPSO algoritmasının farklı yağış-akış modellerindeki tepkilerinin araştırılması ile alakalı çalışmaların yapılması planlanmaktadır. Çalışmada kullanılan yaklaşımların farklı disiplindeki problemlerin çözümüne de ışık tutacağı düşünülmektedir.

KAYNAKLAR

[1] Duan, Q., Sorooshian, S., Gupta, V. (1992). Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. Water Resources Research, 28(4), 1015-1031.

[2] Tang, Y., Reed, P., Wagener, T., (2006). How effective and efficient are multiobjective evolutionary algorithms at hydrologic model calibration? Hydrol. Earth Syst. Sci. 10 (2), 289–307.

[3] Arsenault, R., Poulin, A., Côté, P., Brissette, F., (2014). Comparison of stochastic optimization algorithms in hydrological model calibration. J. Hydrol. Eng. 19 (7), 1374–1384.

[4] Kirdemir, U., Okkan, U. (2019). "Determining Dynamic Sensitivity of Differential Evolution Algorithm Parameters Employed for Hydrological Model Calibration", IV. International Conference on Civil, Environmental, Geology, and Mining Engineering (ICOCEM'19), 20 – 22 April 2019, The Convention Center of DoubleTree Hilton Hotel in Trabzon-Turkey, pp.984-990.

[5] Piotrowski, A. P., Napiorkowski, M. J., Napiorkowski, J. J., Osuch, M., Kundzewicz, Z. W. (2017). Are modern metaheuristics successful in calibrating simple conceptual rainfall–runoff models? Hydrological Sciences Journal,62(4), 606-625.

[6] Qi, W., Zhang, C., Fu, G., Zhou, H. (2016). Quantifying dynamic sensitivity of optimization algorithm parameters to improve hydrological model calibration. Journal of Hydrology, 533, 213–223.

[7] Tolson, B.A., Shoemaker, C.A., (2007). Dynamically dimensioned search algorithm for computationally efficient watershed model calibration. Water Resour. Res. 43 (1), W01413.

[8] Sobol', I.M., (2001). Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates. Math. Comput. Simul. 55 (1–3), 271–280.

[9] Hadka, D., Reed, P., (2011). Diagnostic assessment of search controls and failure modes in many-objective evolutionary optimization. Evolut. Comput. 20 (3), 423–452.

[10] Yip, S., Ferro, C. A. T., Stephenson, D. B., Hawkins, E. (2011). A Simple, Coherent Framework for Partitioning Uncertainty in Climate Predictions. Journal of Climate, 24(17), 4634–4643.

[11] Kennedy, J., Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. 1942–1948.

[12] Okkan, U., Kirdemir, U. (2019). Inspection of metaheuristics for parameter estimation of conceptual rainfall-runoff models: Towards a hybrid algorithm for robust calibration. Hydrological Sciences Journal (Under Review, Date Submitted:16-June-2019).

[13] Budyko, M.I. (1958). The Heat Balance of the Earth's Surface. US Department of Commerce, Washington, DC.

[14] Zhang, L., Potter, N., Hickel, K., Zhang, Y., Shao, Q. (2008). Water balance modeling over variable time scales based on the Budyko framework – Model development and testing. Journal of Hydrology,360(1-4), 117-131.

[15] Okkan, U., 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.