

JEOTERMAL REZERVUAR BASINÇ VERİLERİNE TARİHSEL ÇAKIŞTIRMA İÇİN ANSAMBL KALMAN FİLTRESİNİN ARAŞTIRILMASI

Ömer İnanç TÜREYEN
Mustafa ONUR

ÖZET

Bu çalışmada sıvı jeotermal sahalar için model parametrelerinin belirlenmesi ve ileriye yönelik basınç performanslarındaki belirsizliklerin sayısallaştırılması için Ansambl Kalman Filtresinin (AnKF) kullanımı ve özellikle yöntemin doğruluk ve performansı araştırılmaktadır. Yöntemin test edilmesi için Ansambl Filtresi tank modelleri ile beraber kullanılmaktadır. Kullanılan bu tank modelleri sıvı jeotermal sistemlerin ortalama basınç davranışlarını modelleyebilmektedir. Bu, jeotermal sistemin çeşitli bileşenlerini (rezervuarın kendisi ya da rezervuarı besleyen akifer gibi) oluşturan tanklar üstünde kütle korunum denklemlerinin çözülmesiyle mümkün olmaktadır. Tanklar arası beslenme sabitleri, tankların depolama kapasiteleri ve tankların ilk basınçları Ansambl Kalman Filtreleri kullanılarak tahmin edilecek parametrelerdir.

Bu çalışmadaki ana amaç özellikle performans açısından Ansambl Kalman Filtrelerini anlamaktır. İlk önce yapay örnekler üstünde yöntem denendikten sonra metot gerçek saha verileri üstünde kullanılmaktadır. Metot özellikle hız açısından diğer türev temelli tarihsel çakiştirma yöntemlerine göre çok daha avantajlıdır.

Anahtar Kelimeler: Ansambl Kalman Filtresi, tarihsel çakiştirma, belirsizlik analizi.

ABSTRACT

In this study we investigate the use of the Ensemble Kalman Filter (EnKF) method for estimating model parameters and quantifying uncertainty of future performance predictions of reservoir models for liquid dominated geothermal reservoirs. Specifically we concentrate on the performance and accuracy of the method. We couple the Ensemble Kalman Filter with lumped parameter models (tank models) for testing the method. The lumped parameter models used in the study are capable of modeling the average pressure behavior of liquid dominated geothermal reservoirs. This is accomplished by solving the mass balance equation simultaneously on all tanks that represent the various components of a geothermal reservoir (components such as the aquifer or the reservoir itself). The model parameters that are used in the inversion process are mainly recharge indices between tanks, storage capacities and initial pressures of the tanks.

Our main goal in this study is to have a clear understanding about the Ensemble Kalman Filter method and how it performs. We first present synthetic examples then use the method on real field data. The method seems to be very advantageous in terms of speed compared to other gradient-based history matching procedures (e.g., the Levenberg-Marquart) even though the problem we are dealing with in this study is composed of only a few model parameters.

Key Words: Ensemble Kalman Filter, .history matching, uncertainty analysis.

1. GİRİŞ

Tüm rezervuar mühendisliği çalışmalarındaki ana amaç ileriye yönelik performans tahminleri yaparak bu tahminler üstündeki belirsizliklerin tayin edilmesidir. Bu jeotermal sistemin ekonomik işletmesinin sağlanması için yapılacak üretim/enjeksiyon uygulamalarının belirlenmesi için gereklidir. İleriye yönelik performans tahminlerindeki belirsizlikler şu nedenlerden dolayı kaynaklanır; (i) veriler üstündeki gürültü ya da hatalar, (ii) modelleme hataları.

Bu bildiriye parametre tahmini, performans tahmini ve Ansambl Kalman Filtreleri kullanılarak performans tahmini üstündeki belirsizlikler çalışıldı. Kullanılan bu yöntem stokastik bir yöntemdir. Ansambl Kalman Filtreleriyle ilgili olarak petrol mühendisliği literatüründe çok sayıda çalışma yapılmış ve çok sayıda kaynak bulunmaktadır. Metodun petrol rezervuarlarına uygulanışı birçok yazar tarafından yapılmıştır [1,2,3,4,5,6,7,8].

Bu çalışmada deneme amaçlı olarak Ansambl Kalman Filtresi tank modelleri ile birleştirildi. Tank modellerinin seçim nedeni az sayıda model parametresi içermeleri ve çok hızlı çalışmalarıdır. Bu çalışmada tank modellerinin temelini kütle korunum denklemleri oluşturmaktadır bu nedenle de kullanılan tank modelleriyle ortalama rezervuar basıncı üretim debisi ve rezervuar özellikleri dikkate alınarak hesaplanabilmektedir. Bu tip modeller İzlanda, Türkiye, Filipinler, Çin, Meksika ve daha birçok ülkede jeotermal rezervuarları modellemek amacıyla kullanılmışlardır. Örneğin Axellson vd. (2005) [9], Sarak vd (2005) [10] ve Türeyen vd. (2007) [11] düşük sıcaklıklı sıvı jeotermal sahalar için tank modellerinin gerçek saha uygulamalarını gösterdiler. Tank modelleri kullanıldığında, model parametreleri, sahadan gelen üretim verilerine tarihsel karşılaştırma yapmak suretiyle tahmin edilir. Model parametreleri tahmin edildikten sonra, ileriye yönelik performans tahminleri yapılabilmektedir.

Bu bildiriye önce kullanılan tank modeli açıklanacak ve daha sonra da Ansambl Kalman Filtreleri açıklanacaktır. Bunları bazı yapay uygulamalar takip edecek ve son olarak da gerçek saha verileri üstünde deneme yapılacaktır. Bildiri sonuçların verilmesiyle son bulacaktır.

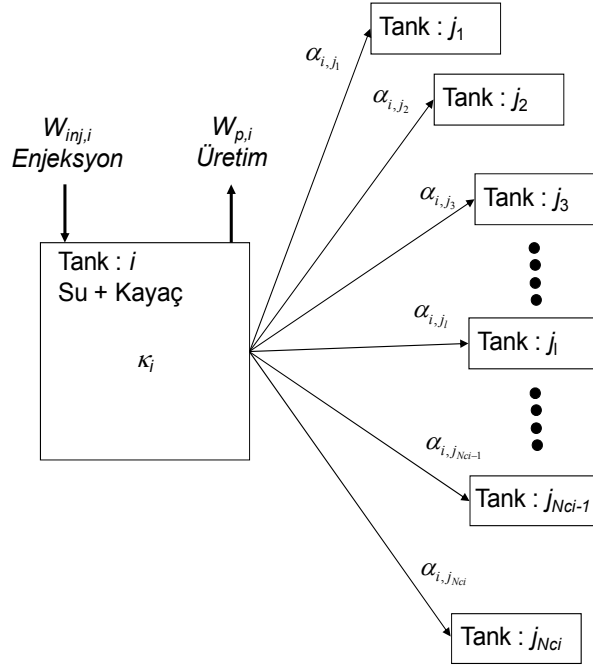
2. TANK MODELLERİ

Bu çalışmada kullanılan tank modeli tek fazlı sıvı su ve kayaç sistemlerinde kütle korunumu prensibine dayanmaktadır. Modelin herhangi bir N_t sayısında tanktan oluştuğu varsayılmaktadır. Kütle dengesi denklemleri, sayısal yöntemler kullanılarak tüm tanklar üstünde aynı anda çözülmektedir. Şekil-1 herhangi bir i tankının özelliklerini göstermektedir.

Tanklar iki bileşenden oluşmaktadır; su ve kayaç. i tankının κ_i depolama kapasitesi ve p_i ilk basıncı bulunmaktadır. Depolama kapasitesi birim basınç düşümünde genişmeden dolayı gerçekleşecek üretimi tanımlar ve bu modelde sabit olarak kabul edilmektedir. i tankı diğer tanklar ile toplamda N_{ci} adet bağlantı kurabilir. N_{ci} değeri sistem içindeki her tank için farklı olabilmektedir çünkü sistem içindeki her tank diğer tanklar ile farklı komşuluklar kurabilmektedir. i tankı ile bağlantısı olan herhangi bir tank j_i ile gösterilmektedir ve $l=1,2,\dots,N_{ci}$. i tankına hem enjeksiyon yapılması hem de üretim yapılması mümkündür. Enjeksiyon $W_{inj,i}$ değerinde yapılırken, üretim ise $W_{p,i}$ değerinde yapılır. $W_{inj,i}$ negatif iken $W_{p,i}$ ise pozitifdir.

j_i ve i tankları arasındaki kütleli debi, denklem-1 de verilen Schilthuis ilişkisi ile verilmektedir [12].

$$W_{i,j_i} = \alpha_{i,j_i} (p_{j_i} - p_i) \quad (1)$$



Şekil 1. Tank Özellikleri.

Burada $\alpha_{i,j}$ beslenme sabitini temsil etmektedir ve bu sabit, tanklar arasında birim basınç düşümü sonunda bir tanktan diğerine geçecek olan kütsel debiyi vermektedir. Bu çalışmada $\alpha_{i,j}$ sabit olarak kabul edilmektedir. $W_{i,j}$ i ve j tankları arasındaki kütsel debiyi verir. Bu varsayımlar altında i tankı için kütle dengesi denklem-2 ile verilmektedir.

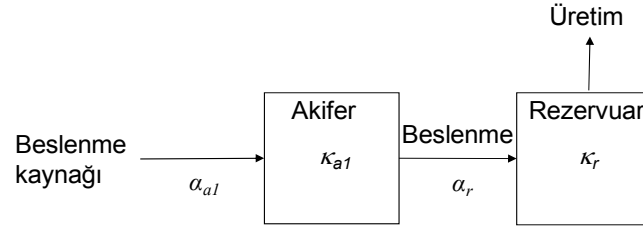
$$\kappa_i \frac{dp_i(t)}{dt} - \sum_{j=1}^{N_t} \alpha_{i,j} (p_{j_i}(t) - p_i(t)) + W_{p,i}(t) + W_{inj,i}(t) = 0 \quad (2)$$

Yukarıdaki denklem $i=1, \dots, N_t$ için çözülür. Denklem-2'nin sol tarafındaki ilk terim kütle birikimini, ikinci terim diğer tanklardan gelen kütsel debiyi ve son iki terim ise net kütsel üretim debisini temsil etmektedir.

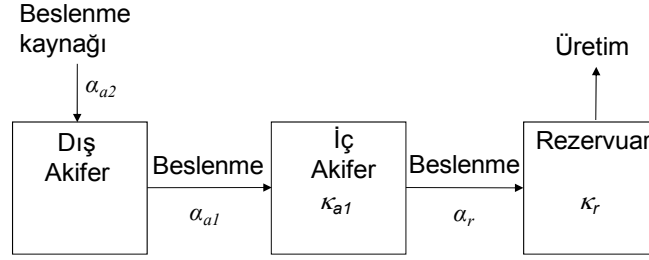
Denklem-2'de verilen formülasyon, her türlü tank konfigürasyonu için geçerlidir. Şekil-2'de farklı tank konfigürasyonları gösterilmektedir.

Şekil-2a'da gösterilen model iki tank açık modeldir. Bu modele açık denmesinin nedeni, tanklardan en az bir tanesinin sabit basınçlı bir beslenme kaynağına bağlı olmasıdır. Burada birinci tank (rezervuar tankı) üretim/enjeksiyonun gerçekleştiği jeotermal sistemin merkezini temsil etmektedir. Bu bölgede basınçtaki ve üretim / enjeksiyon debilerindeki değişimler kaydedilmektedir. İkinci tank (akifer tankı) ise jeotermal sistemin dış kısımlarını temsil eder ve ana görevi rezervuar tankını beslemektir. Akifer tankına üretim ya da enjeksiyon yapılmamaktadır. Rezervuar tankından yapılan üretim, rezervuar tankının basıncının düşmesine neden olur ve bu nedenle de akifer tankından rezervuar tankına su akışı gerçekleşir.

Bu çalışmada kullanılan tank modellerinde (Şekil-1) hesaplanan basınç, gerçek sahalarda belirli bir üretim senaryosunda gözlem kuyularından elde edilen basınç ya da su eviyesi verilerini modellemek için kullanılır. Modelin karmaşıklığı ya da tank sayısının artmasıyla, model parametrelerinin sayısı da artmaktadır. Tank modellerinde basıncın hesaplanması için denklem-2 çözülmektedir. Fakat literatürde belirli konfigürasyonlardaki tanklar için analitik çözümler de mevcuttur [10].



(a) iki tank açık model



(b) iki tank açık model

Şekil 2. Farklı İki Tank Konfigürasyonu.

3. ANSAMBL KALMAN FİLTRELERİ

Ansambl Kalman Filtresi'nin bu çalışmadaki uygulaması Li vd. (2009) [5] çalışmasından alındı ve onların algoritması uygulandı. Geleneksel olarak Kalman Filtreleri bir sistemin zaman içinde değişen durumunu tahmin etmek için kullanılmaktadır. Sistem, zaman içinde verilerin ilk mevcut olduğu noktaya tahmin ettirilen bir durum vektörüyle temsil edilmektedir. Daha sonra sistemin durumu mevcut verileri de sağlayacak şekilde güncellenir. Tank modelleri ele alındığında sistemin durumu modeli çalıştırmak için gerekli tüm değişkenler ve belirsizlik içeren değişkenler tarafından temsil edilir. Burada sistemin durum vektörü \mathbf{y} ile gösterilir ve iki farklı bileşene sahiptir. Durum vektörünün ilk bileşeni (bilinmeyen ya da belirsiz olan) model parametreleridir (tanklar arası beslenme sabitleri ve tankların depolama kapasiteleri). Bu çalışmada model parametreleri zamandan bağımsız olarak sabit kabul edilmektedir. Durum vektörünün diğer bileşeni ise dinamik değişkenlerdir (tankların basınçları). Kullanılan tank modelleri için durum vektörü Denklem-3 tarafından verilmektedir.

$$\mathbf{y} = [\mathbf{m}^T \mathbf{p}^T]^T \quad (3)$$

Burada T matrisin transpozunu, \mathbf{m} model parametre vektörünü, \mathbf{p} dinamik değişkenleri temsil eder. Durum vektörünün boyutu $N_y = M + N_p$ dir. Burada M bilinmeyen ya da belirsiz olan model parametre sayısını ve N_p dinamik değişkenlerin sayısını (dinamik değişkenler tank modellerinde tank basınçları olacağından bu sayı sistem içinde bulunan tank sayısına eşittir) vermektedir. Literatüre bakıldığında, çoğu durumda, durum vektörünün üç bileşenden oluştuğu görülür; model parametreleri, dinamik değişkenler ve hesaplanan veriler. Ansambl Kalman Filtresi'nin tank modellerine uygulanmasında hesaplanan veriler dinamik değişkenlere eşit olduğundan dolayı, hesaplanan verilerin durum vektörüne dahil edilmesi gerekmemektedir.

İki-tank açık model (Şekil-2a) için tüm model parametrelerinin bilinmeyen ya da belirsiz olması durumunda durum vektörü aşağıdaki gibi verilir.

$$\mathbf{y} = [\alpha_r, \kappa_r, \alpha_{a1}, \kappa_{a1}, p_r, p_{a1}]^T \quad (4)$$

Durum vektöründe yer alan model parametreleri ile dinamik değişkenler arasında aşağıdaki ilişki mevcuttur:

$$\mathbf{p} = f(\mathbf{m}) \quad (5)$$

Burada f fonksiyonu Denklem-2'nin sayısal çözümüne karşılık gelmektedir. \mathbf{p} için aynı zamanda aşağıdaki eşitliği de yazmak mümkündür:

$$\mathbf{p} = \mathbf{H}\mathbf{y} \quad (6)$$

Burada \mathbf{H} elemanları sadece sıfır ve birlerden oluşan bir matristir, $\mathbf{H}=[\mathbf{0}|\mathbf{I}]$. $\mathbf{0}$ $N_p \times M$ boyutunda sıfırlardan oluşan bir matris ve \mathbf{I} ise $N_p \times N_p$ boyutunda birim matristir.

İlk önce, $t=0$ zamanında, herhangi bir veri asimilasyonu (tarihsel karşılaştırma) gerçekleştirilmeden önce, herhangi bir önsel modelden durum vektörünün çok sayıda ansamblı oluşturulur, $\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_{N_e}$. Burada N_e toplam durum vektörü sayısını ya da ansambların sayısını göstermektedir. $t=0$ anında sadece model parametreleri önsel modelden örneklenmiştir. Bu model parametreleri kullanılarak, verilerin mevcut olduğu ilk zaman noktasında (t^k) dinamik değişkenler hesaplanır. Bu adım tahmin adımıdır ve bu adımda verilerin mevcut olduğu ilk zaman değerinde dinamik değişkenler hesaplanır. Bu adımdan sonra model parametreleri ve dinamik değişkenler, yani tüm durum vektörü (veriler ve dinamik değişkenler arasındaki farka göre) güncellenir. Güncelleme aşağıdaki ilişki ile gerçekleştirilir [7]:

$$\mathbf{y}_j^u = \mathbf{y}_j^f + \mathbf{K}_e (\mathbf{d}_j - \mathbf{H}\mathbf{y}_j^f) \quad (j = 1, 2, \dots, N_e) \quad (7)$$

Burada \mathbf{y}_j^u güncellenmiş durum vektörünü, \mathbf{y}_j^f tahmin edilen durum vektörünü ve $\mathbf{H}\mathbf{y}_j^f$ ise tahmin edilen dinamik değişkenleri göstermektedir. \mathbf{d}_j gözlemlenen verilerin koşulsuz gerçekleşmesidir ve aşağıdaki denklem kullanılarak bulunabilir:

$$\mathbf{d}_j = \mathbf{d} + \mathbf{C}_D^{1/2} \mathbf{z}_u \quad (8)$$

Burada \mathbf{d} t^k zamanında gözlemlenen verileri, \mathbf{C}_D veriler arasındaki $N_d \times N_d$ boyutunda ilişkilendirme (kovaryans) matrisi, N_d t^k zaman adımında gözlemlenen toplam veri sayısını ve \mathbf{z}_u ise N_d boyutlu bağımsız normal değişkenleri temsil eder. Bu çalışmada \mathbf{C}_D matrisi köşegen olarak kabul edilmektedir. Bir başka deyişle veriler birbirlerinden bağımsız kabul edilir. Ayrıca veriler üstündeki hataların ortalaması sıfır olan normal dağılımdan geldiği varsayılmaktadır.

Denklem-7'deki \mathbf{K}_e terimi Kalman kazanç matrisidir ve aşağıdaki denklem ile bulunabilir:

$$\mathbf{K}_e = \mathbf{C}_F^k \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{C}_F^k \mathbf{H}^T + \mathbf{C}_D)^{-1} \quad (9)$$

Burada \mathbf{C}_F^k durum vektörünün ilişkilendirme matrisidir. Bu matrisin her bir elemanı aşağıdaki denklem yardımıyla hesaplanabilir:

$$c_{m,l} = \frac{1}{N_e - 1} \sum_{j=1}^{N_e} (x_{m,j} - \bar{x}_m)(x_{l,j} - \bar{x}_l) \quad (10)$$

her $m, l=1, \dots, N_y$. m ve l indisleri ilişkilendirme matrisindeki m . ve l . elemanları simgelemektedir. $x_{m,j}$ ve $x_{l,j}$ j . ansambl için m . ve l . değişkenleri temsil eder. \bar{x}_m ve \bar{x}_l ansamblardan elde edilen ortalamalardır.

Burada güncellemenin tüm durum vektörü üstünde yapıldığını belirtmekte fayda var. Bir başka deyişle, model parametreleri ve dinamik değişkenler aynı anda güncellenmektedir. Dinamik değişkenlerin güncellenmesindeki temel neden model sanki güncellenmiş model parametreleri ile $t=0$ anından itibaren çalıştırılmış gibi davranmasını sağlamaktır. Yani, modeli $t=0$ anından itibaren yeniden

çalıştırmak yerine, dinamik değişkenler ona göre güncellenmektedir. Unutulmamalıdır ki modelin $t=0$ anından itibaren çalıştırılması zaman alan bir işlemdir. Eğer model parametreleri ile dinamik değişkenler arasındaki ilişki (Denklem-5'deki f fonksiyonu) doğrusal ise bu işlem herhangi bir hataya neden olmamaktadır. Eğer ilişki doğrusal değil ise, sonuçlar yalnızca yaklaşık olacaktır.

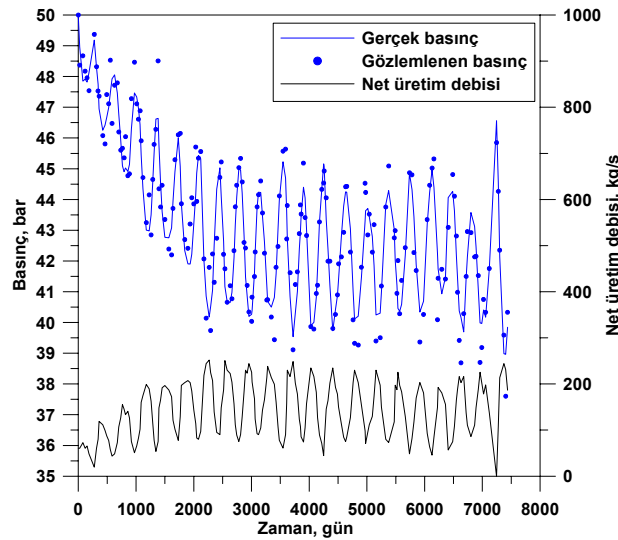
Tüm durum vektörü güncellendikten sonra, verilerin mevcut olduğu diğer zaman adımına (t^{k+1}) durum vektörü tahmin ettirilir. Daha sonra yukarıda verilen adımlar tekrarlanarak güncelleme işlemi yapılır. Bu döngü zaman içindeki tüm veriler asimile edilinceye kadar devam ettirilir.

4. ANSAMBL KALMAN FİLTRELERİNİN UYGULAMALARI

Ansambl Kalman Filtresini anlamak ve performansını değerlendirmek için bu bölümde yapay ve gerçek saha uygulamaları verilecektir. İlk önce yapay örnek verilecektir ve bu örnekte Ansambl Kalman Filtresinin hassasiyeti test edilecektir. Daha sonra filtre, gerçek saha üstünde uygulanacaktır.

4.1. Yapay Örnek

Yapay uygulamada gerçek modelin iki tank açık model (Şekil-2a) olduğu varsayılmaktadır. Bu modelden alınan gerçek verilere (bu örnek için gerçek veriler rezervuar tankının basınçlarıdır) gürültü eklenerek gözlemlenen veriler elde edilmiştir. Gerçek verilere eklenen gürültü ortalaması sıfır olan ve varyansı $\sigma^2=0.49$ olan normal dağılımdan çekilmiştir. Ayrıca, eklenen gürültü ile ilgili istatistiksel bilgilerin bilindiği varsayılmaktadır. Ansambl Kalman Filtresi gözlemlenen veriler üstünde uygulanır. Gözlemlenen veriler denklem-8'deki d vektörüne karşılık gelmektedir ve 193 adet veri bulunmaktadır. Gerçek veri, gözlemlenen veri ve net üretim debisi Şekil-3'de verilmektedir.



Şekil 3. Gerçek Veriler, Gözlemlenen Veriler ve Net Üretim Debisi Bilgileri.

Bu örnek için bilinmeyen dört adet model parametresi bulunmaktadır. Bunlar sırasıyla, beslenme katsayıları ve her bir tankın depolama kapasiteleridir. Bu örnek için 1000 ansambl kullanılmaktadır. Tablo-1, kullanılan gerçek model parametrelerini (2. Kolon), önsel modelden çekilen model parametresi ansamblarının istatistiksel özelliklerini (3. Kolon) ve filtre sonucunda elde edilen model parametrelerinin istatistiksel özelliklerini (4. Kolon) vermektedir.

Tablo-1'de 3. ve 4. kolonlarda üst sıralarda verilen rakamlar ansambların ortalamasını verirken, σ^2 ansambların varyansını vermektedir. Bu örnekte, her iki beslenme sabitinin önsel ansambları 1

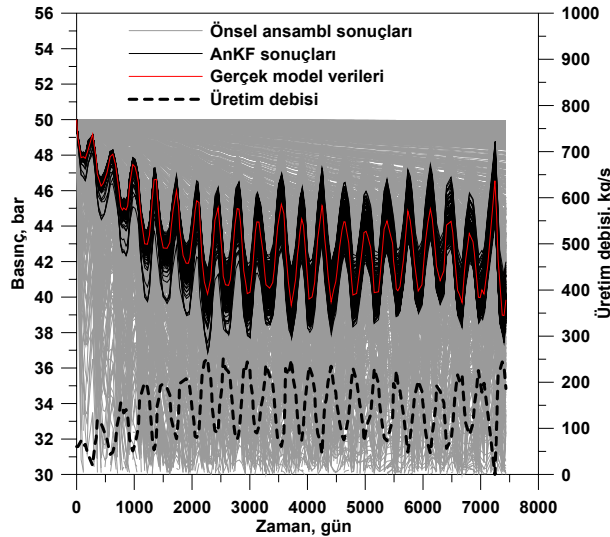
kg/(bar-s) ve 50 kg/(bar-s) arasında değişen uniform dağılımdan çekilmiştir. Depolama kapasitelerinin doğal logaritmalarının önsel ansambları ise 16 ve 28 arasında değişen uniform dağılım arasından çekilmiştir. Bu durumda depolama kapasiteleri 8.8×10^6 kg/bar ile 1.44×10^{12} kg/bar arasında değişmektedir. Görüldüğü üzere hem beslenme sabitleri hem de depolama kapasiteleri için önsel ansambl değerleri oldukça geniş bir aralıktan çekilmektedir. Uniform dağılım kullanılmasındaki ana fikir, gerçek hayatta birçok durumda parametreler için minimum ve maksimum değerlerden başka bilgi bulunmamasından kaynaklanmaktadır. Dolayısı ile bu minimum ve maksimum değerler arasında kalan uniform dağılımdan çekilen parametrelerin hepsi aynı derecede muhtemeldir.

Tablo 1. Ansambl Kalman Filtresi Yapay Uygulaması Özeti.

Model parametreleri	Gerçek parametreler	Önsel model	Sonuç parametreleri
α_r , kg/bar-s	30	25.58 $\sigma^2=193.2$	30.51 $\sigma^2=3.46$
$\ln \kappa_r$, kg/bar	18.304	22.03 $\sigma^2=11.8$	18.176 $\sigma^2=0.011$
α_{a1} , kg/bar-s	37	25.09 $\sigma^2=194.9$	30.14 $\sigma^2=34.8$
$\ln \kappa_{a1}$, kg/bar	23.121	22.113 $\sigma^2=11.3$	23.07 $\sigma^2=0.31$

Tablo-1 açıkça göstermektedir ki, Ansambl Kalman Filtresi model parametreleri üstündeki belirsizliği oldukça azaltmayı başarmıştır. Burada belirsizlik model parametrelerinin varyansı tarafından yansıtılmaktadır. Bunun dışında, sonuç model parametrelerinin ortalamaları gerçek değerlere oldukça yaklaşımıştır.

Şekil-4 Ansambl Kalman Filtresinin tarihsel karşılaştırma açısından nasıl performans gösterdiğini vermektedir. Şekil-4'deki gri çizgiler, önsel modelden çekilen model parametrelerinin ansamblarının sonuçlarını vermektedir. Siyah düz çizgiler sonuç model parametrelerinin performansını göstermektedir. Kırmızı düz çizgi gerçek verileri göstermekte ve kesikli siyah çizgi ise net üretim debisini vermektedir. Şekil-4'den açıkça görüldüğü üzere, Ansambl Kalman Filtresi önsel modelin geniş bandını daraltmayı başarmıştır ve sonuç ansamblar görsel olarak iyi tarihsel karşılaştırma göstermektedir. Bunun da ötesinde, sonuç ansamblar gerçek verileri de içermektedirler.



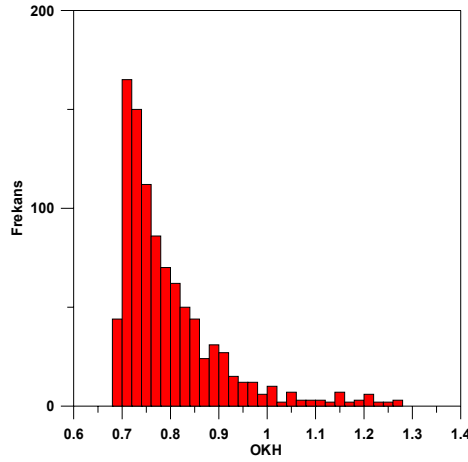
Şekil 4. Ansambl Kalman Filtresi Sonuçları.

Tarihsel karşılaştırmanın niceliksel olarak ne kadar iyi olduğunu görmek için her bir ansamblın gözlemlenen verilere göre ortalama karekök hatası (OKH) incelenebilir. Ortalama karekök hatası aşağıdaki denklem yardımıyla bulunabilmektedir:

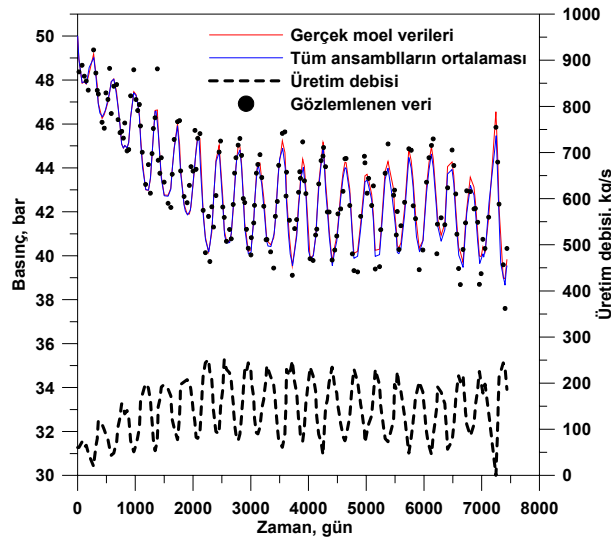
$$OKH_j = \sqrt{\frac{1}{N_d} \sum_{i=1}^{N_d} [d_i - p_{j,i}]^2} \quad (j = 1, \dots, N_p) \quad (11)$$

Burada N_d tüm veri sayısını, d_i i. gözlemlenen veriyi, $p_{j,i}$ ise j. ansamblın i. hesaplanan basıncını vermektedir. Daha önce de belirtildiği gibi gerçek verilere eklenen gürültünün varyansı 0.49 yani standart sapması 0.7 olarak alınmıştır. Herhangi bir ansambl için tarihsel çakıştırma işlem başarılı ise hesaplanan ortalama karekök hatasının gerçek verilere eklenen gürültünün standart sapmasına eşit olması gerekmektedir. Yani iyi bir tarihsel çakıştırma sonucunda ortalama karekök hatasının bu örnek için yaklaşık olarak 0.7 olması gerekmektedir. Şekil-5 tüm sonuç ansambllarının ortalama karekök hatalarının histogramını vermektedir. Şekil-5'den de açıkça görülebilceği gibi, en yüksek frekanslar 0.7 civarında olmasına rağmen, tüm ansambl sonuçları 0.7 değildir. 0.7'den daha büyük OKH'ye sahip birçok ansambl bulunmaktadır.

Şekil-6 tüm ansambların ortalamasının gerçek veriler ile kıyaslamasını vermektedir. Görsel olarak çakışma oldukça başarılıdır. Niceliksel olarak kıyaslandığında ise tüm ansambların ortalamasının gözlemlenen verilere göre ortalama karekök hatası 0.728 olarak hesaplanmaktadır. Bu da gerçek verilere eklenen gürültünün standart sapmasına oldukça yakındır.

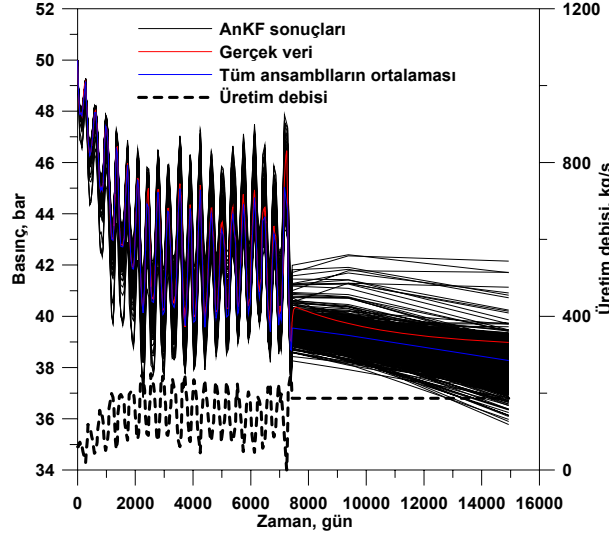


Şekil 5. Gözlemlenen Verilere Göre Hesaplanan OKH'lere Ait Histogram.



Şekil 6. Tüm Ansambların Ortalamasının Gerçek ve Gözlemlenen Veriler ile Kıyaslanması.

Şimdi ise Ansambl Kalman Filtresini kullanarak ileriye yönelik tahmin problemleri incelenecektir. Şekil-7 tüm ansambllar için ileriye yönelik tahminleri göstermektedir. Şekil 7'de tüm ansamblların ortalaması, ansambllar ve gerçek modelin ileriye yönelik tahminleri bulunmaktadır. Basit olması açısından üretim debisi ileriye yönelik tahminler için sabit alınmıştır. Ansambların ileriye yönelik performansı bize bununla ilgili olarak belirsizlik bandını vermektedir. Buna göre, gerçek veriler, Şekil 7'den görüldüğü gibi belirsizlik bandının içinde yer almaktadır. Eğer ileriye yönelik belirsizlikler ile ilgili herhangi bir istatistiksel bilgi ansambl sonuçları kullanılarak bulunabilmektedir.



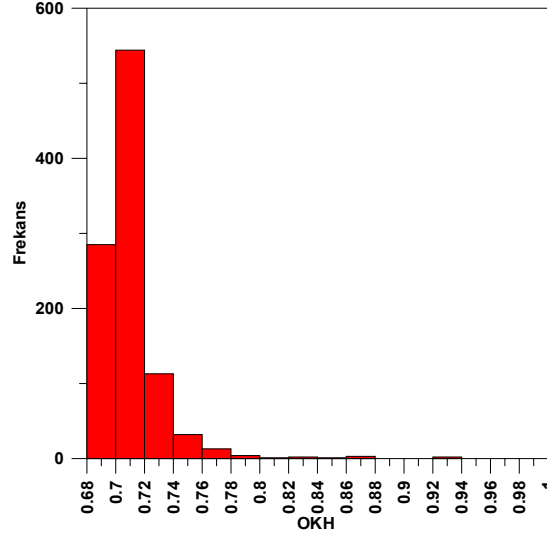
Şekil 7. İleriye Yönelik Tahminler.

Son olarak önsel modelin sonuçlar üstüne etkileri çalışılacaktır. Bunun için aynı gözlemlenen veriler için farklı önsel modelden çekilen model parametre ansamblları kullanılacaktır. Bu örnekte model parametrelerinin önsel modeli Tablo-2'nin üçüncü kolonunda verilen istatistiklere sahip normal dağılımdan çekilmiştir. Ortalamalar bu sefer gerçek değerlere daha yakın alınmıştır.

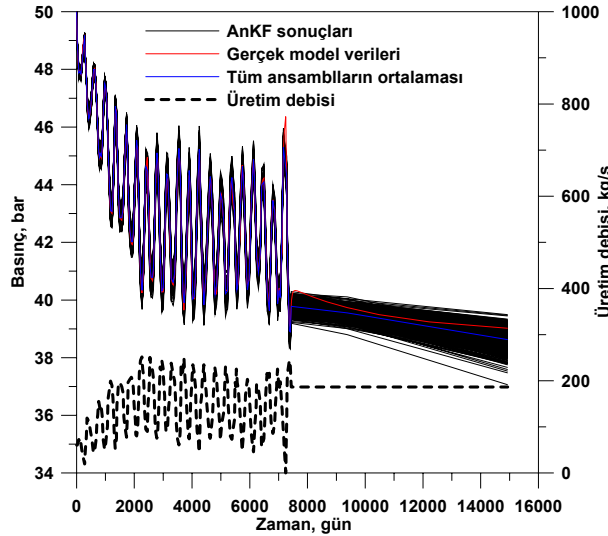
Tablo-2'nin son kolonu model parametreleri üstündeki belirsizliğin azaldığını açıkça göstermektedir. Şekil-8 tüm sonuç ansamblları için OKH histogramını vermektedir. Şekil-5'de verilen histogram ile karşılaştırıldığında gelişme olduğu açıktır. Daha fazla ansamblın daha düşük değerlere sahip OKH'lere sahip olduğu gözlemlenir. Bu da çakışmaların daha iyi olduğunu göstermektedir. Bu beklenen bir sonuçtur çünkü, bir önceki yapay örneğe göre önsel model parametrelerinin dağılımı daha dar ve ortalamaları ise gerçek değerlere daha yakındır. Bu aynı zamanda Şekil-9'da gösterildiği gibi ileriye yönelik performanstaki belirsizlik bandının daralmasına da yol açmıştır.

Tablo 2. Farklı Önsel Model İçin Ansambl Kalman Filtresi Yapay Uygulaması Özeti.

Model parametreleri	Gerçek parametreler	Önsel ansambllar	Sonuç ansambllar
α_r , kg/bar-s	30	30.96 $\sigma^2=38.4$	30.33 $\sigma^2=1.34$
$\ln \kappa_r$, kg/bar	18.304	18.0 $\sigma^2=1.02$	18.17 $\sigma^2=0.008$
α_{a1} , kg/bar-s	37	35.18 $\sigma^2=34.8$	32.66 $\sigma^2=8.35$
$\ln \kappa_{a1}$, kg/bar	23.121	22.05 $\sigma^2=0.98$	23.21 $\sigma^2=0.02$



Şekil 8. Gözlemlenen Verilere Göre Hesaplanan OKH lere Ait Histogram.



Şekil 9. Gözlemlenen Verilere Göre Hesaplanan OKH lere Ait Histogram.

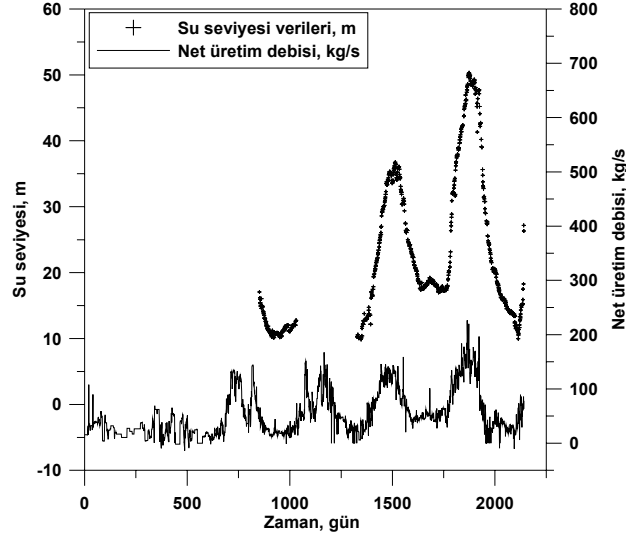
4.2. Gerçek Saha Örneği

Bu bölümde Ansambl Kalman Filtresi gerçek saha verileri üstünde uygulanacaktır. Verilerin elde edildiği saha Balçova Narlıdere sahasıdır. Bu saha Türkiye’de bilinen en eski sahadır ve İzmir’in yaklaşık olarak 10 km batısında yer almaktadır. Sahada jeotermal suyun sıcaklığı 80 °C ile 140 °C arasında değişmektedir. Üretim derinlikleri 48.5 m ile 1100 m arasında değişen kuyular tarafından yapılmaktadır.

Ansambl Kalman Filtresinin uygulaması saha içinde bir tane kuyudan elde edilen veriler üstünde yapılmaktadır. 01/01/2000 tarihinden itibaren net üretim debisi ve 17/06/2001 tarihinden itibaren de su seviyesi verileri mevcuttur. Tüm veriler 10/11/2005 tarihine kadar toplanmıştır. Burada net üretim debisi tüm sahadan toplanmış fakat su seviyesi verisi ise sadece bir kuyudan alınmıştır. Şekil–10 kullanılan verileri özetlemektedir.

Burada Ansambl Kalman Filtresinin uygulanması için tekrar iki tank açık model kullanıldı. Tablo–3 önsel modeli ve filtre sonuçlarını özetlemektedir. Tüm parametreler için uniform dağılımlar

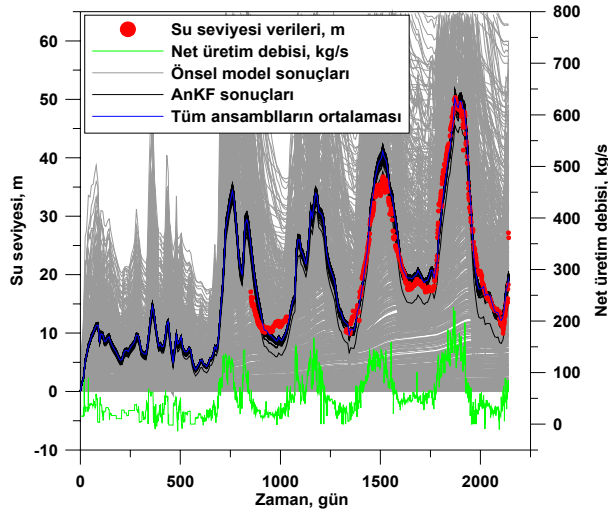
kullanılmıştır. Şekil-11 sonuçları özetlemektedir. Şekil-11'de kırmızı noktalar su seviyesi verilerini, yeşil çizgi net üretim debisini, gri çizgiler önsel model sonuçlarını, siyah çizgiler sonuç model parametre performanslarını ve mavi çizgi ise tüm ansamblların ortalamasını vermektedir. Şekil-11'den anlaşılacağı üzere, önsel model parametreleri ile elde edilen sonuçlar verilerle uyuşmazken, Ansambl Kalman Filtresinin uygulanması sonucunda, görsel olarak tüm sonuç ansamblları verilere oldukça iyi çakişmaktadır.



Şekil 10. Net Üretim Debisi ve Su Seviyesi Verileri.

Tablo 3. Gerçek Saha Verileri İçin Ansambl Kalman Filtresi Yapay Uygulaması Özeti.

Model parametreleri	Gerçek parametreler	Önsel ansambllar	Sonuç ansambllar
α_r , kg/bar-s	30	30.96 $\sigma^2=38.4$	30.33 $\sigma^2=1.34$
$\ln \kappa_r$, kg/bar	18.304	18.0 $\sigma^2=1.02$	18.17 $\sigma^2=0.008$
α_{a1} , kg/bar-s	37	35.18 $\sigma^2=34.8$	32.66 $\sigma^2=8.35$
$\ln \kappa_{a1}$, kg/bar	23.121	22.05 $\sigma^2=0.98$	23.21 $\sigma^2=0.02$



Şekil 11. Gerçek saha verileri ile Ansambl Kalman Filtresi sonuçları.

SONUÇLAR

Bu çalışmadan aşağıdaki sonuçlar elde edilmiştir:

- Ansambl Kalman Filtresi yöntemi başarılı bir şekilde hem yapay örnekler üstünde hem de gerçek saha verileri ile uygulanmıştır.
- Ansambl Kalman Filtresi oldukça hızlı bir tarihsel çakıştırma yöntemidir. Bu çalışmada yapılan tüm örneklerde 1000 adet ansambl kullanılmış olmasına rağmen, tüm bu ansambların tarihsel çakıştırması saniyeler mertebesinde.
- Model parametreleri ve model sonuçları arasındaki doğrusal olmayan ilişkilerden kaynaklı olarak tüm ansambların niceliksel olarak çakışma kalitesinin ölçütü olan ortalama karekök hataların beklenenden daha geniş bir dağılım gösterdiği anlaşılmaktadır.
- Ansambl Kalman Filtresi sonuçları önsel modele duyarlıdır. Eğer, önsel modelin ortalaması gerçek değerlere yakınlık gösteriyorsa ve varyansları görece olarak küçük ise filtre daha iyi sonuçlar vermektedir.

KAYNAKLAR

- [1] NAEVDAL, G., JOHNSEN, L.M., AANONSEN, S.I., VEFRİNG, E.H. "Reservoir Monitoring and Continous Model Updating Using Ensemble Kalman Filter," SPE Journal (March), 66-74, 2005.
- [2] GAO, G., ZAFARİ, M.,REYNOLDS, A.C. 5), "Quantifying Uncertainty for the PUNQ-S3 Problem in a Bayesian Setting With RML and EnKF", proceedings of the 2005 SPE reservoir Simulation and Symposium, Houston, Texas, USA, 31 Jan. – 2 Feb., 2005.
- [3] ZAFARİ, M.,REYNOLDS, A.C."Assesing the Uncertainty in Reservoir Description and Performance Predictions With the Ensemble Kalman Filter" proceedings of the 2005 SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Dallas, Texas, USA, 9 – 12 Oct., 2005.
- [4] EVENSEN, G., HOVE, J., MEİSİNGSET, H.C., REİSO, E., SEİM, K.S., ESPELİD, Ø., "Using the EnKF for Assisted History Matching of a North Sea Reservoir Model," proceedings of the 2007 SPE Reservoir Simulation Symposium, Woodlands, Texas, USA 26-28 February, 2007..
- [5] Lİ, G.,REYNOLDS, A.C., "An Iterative Ensemble Kalman Filter for Data Assimilation", proceedings of the 2007 SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Anaheim, California, USA, 11 – 14 Nov., 2007.
- [6] AANONSEN, S.I., NAEVDAL, G., OLIVER, D.S., REYNOLDS, A.C. VALLÈS, B., "The Ensemble Kalman Filter in Reservoir Engineering – a Review", SPE Journal, 14, 393-412, 2009.
- [7] GU, Y., OLIVER, D.S.,"The Ensemble Kalman Filter for Continuous Updating of Reservoir Simulation Models", Journal of Energy Resources Technology, 128, 79 – 87, 2006.
- [8] Lİ, G., HAN, M., BANERJEE, R.,REYNOLDS, A.C. "Integration of Well Test Pressure Data Into Heterogeneous Geological Reservoir Models", proceedings of the 2009 SPE Annual Technical Conference and Exhibition, New Orleans, Louisiana, USA 4 – 7 Oct., 2009.
- [9] AXELSSON, G., BJÖRNSSON, G., QUIJANO, J.E., "Reliability of Lumped Parameter Modeling of Pressure Changes in Geothermal Reservoirs", proceedings the World Geothermal Congress, Antalya, Turkey 24-29 April.,2005.
- [10]SARAK, H., ONUR, M.SATMAN, A., "Lumped Parameter Models for Low Temperature Geothermal Reservoirs and Their Application", Geothermics,34, 728-755, 2005.
- [11]TUREYEN, O.I., SARAK, H. ONUR, M. "Assesing Uncertainty in Future Pressure Changes Predicted by Lumped Parameter Models: A Field Application", 32nd Stanford Geothermal Workshop, Stanford, California, USA, 22 – 24 January,2007.
- [12]SCHİLTHUIS, R.J., Active Oil and Energy Trans. AIME, 118, 33-52, 1936.

ÖZGEÇMİŞ

Ömer İnanç TÜREYEN

İstanbul Teknik Üniversitesi Petrol ve Doğal Gaz Mühendisliği Bölümü'nden 1997 yılında lisans ve 2000 yılında yüksek lisans ünvanlarını aldı. 2005 yılında Stanford Üniversitesi'nde doktorasını tamamladıktan sonra aynı yıl İstanbul Teknik Üniversitesi Petrol ve Doğal Gaz Mühendisliği Bölümü'nde Yardımcı Doçent Dr. olarak göreve başladı. Halen aynı bölümde öğretim üyeliği görevine devam etmektedir. İlgili alanları arasında rezervuar tanımlaması ve simülasyonu konuları yer almaktadır. Ömer İnanç Türeyen'in Petrol Mühendisleri Odasına ve Society of Petroleum Engineers kuruluşuna üyelikleri bulunmaktadır.

Mustafa ONUR

1982 yılında Orta Doğu Teknik Üniversitesi Petrol Mühendisliği Bölümünden mezun olduktan sonra, Milli Eğitim Bakanlığı bursunu kazanarak gittiği Amerika Birleşik Devletleri Tulsa Üniversitesi Petrol Mühendisliği bölümünden Haziran 1986'da Master ve Haziran 1989'da Doktora derecelerini aldı. Kasım 1989'dan beri İTÜ Petrol ve Doğal Gaz Mühendisliği Bölümünde öğretim üyesi olarak çalışmaktadır. Ekim 1992'de Doçent ve Nisan 1999 yılında İTÜ'de profesör oldu. 1995–1997 yılları arasında Suudi Arabistan King Saud Üniversitesi ve 2003 yılında Tulsa Üniversitesi Petrol Mühendisliği Bölümlerinde de ziyaretçi profesör olarak görev yaptı. İlgili alanları arasında rezervuar ve üretim mühendisliği problemleri, kararsız kuyu basınç testi tasarım, analiz ve modellemeleri, telli formasyon testleri, sayısal petrol, doğal gaz ve jeotermal rezervuar simülasyonu, jeotermal rezervuar mühendisliği, jeostatistiksel yöntemlerle rezervuar tanımlaması, otomatik olarak geçmiş, statik ve üretim verilerine çakıştırma ve doğrusal olmayan parametre tahmini yer almaktadır. Halen İTÜ Petrol ve Doğal Gaz Mühendisliği Bölüm Başkanlığı görevini yürüten Mustafa Onur, Petrol Mühendisleri Odası (Türkiye) ve Society of Petroleum Engineers (A.B.D.) üyesi olup İngilizce bilmektedir