

## METEOROLOJİK HAVA TAHMİNLERİ İÇİN UYUMLU DİK AYRIŞIM (POD) YÖNTEMİYLE VERİ ASİMİLASYONU

Gökhan Ahmet\* , Sezgi Kumru† , Mustafa Kaya‡ ve İsmail H. Tuncer§  
Orta Doğu Teknik Üniversitesi, Ankara

### ÖZET

*Meteorolojik gözlem istasyonlarında toplanan veriler hava tahmini yapan yazılımların çözümlerinde kullanılarak tahmin hatalar azaltılabilir. Bu çalışma ile dünyada ve ülkemizde kullanılan hava tahmini programlarından MM5 yazılımı için yeni bir veri asimilasyon yönteminin geliştirilmesi amaçlanmıştır. Yeni yöntem, nümerik verilerin işlenmesinde geniş bir uygulama alanı olan Uyumlu Dik Ayrışım Yöntemi'ne (Proper Orthogonal Decomposition-POD) dayanmaktadır. Geliştirilen POD uygulaması ile gözlem istasyonlarının çevresinde kullanıcı tarafından belirlenebilen dar bir alanda, (50 – 100km yarıçaplı) veri asimilasyonu yapılmıştır. Geliştirilen asimilasyon yöntemi gözlem verileri ile doğrulanmıştır. Bölgesel asimilasyonların bir araya getirilmesiyle elde edilen MM5 yazılımı için yeni başlangıç ve sınır koşulları ile Türkiye coğrafyası üzerinde yailan hava tahminleri veri asimilasyonsuz yapılan tahminlerle karşılaştırılmıştır. POD temelli asimilasyon yöntemi gözlem verilerinin güvenilir olduğu durumlarda oldukça başarılı sonuçlar vermektedir.*

---

\* Araştırma Görevlisi, Samsun 19 Mayıs Üniversitesi, Makine Müh. Böl., E-posta: gahmet@ae.metu.edu.tr

† Yüksek Lisans Öğrencisi, Havacılık ve Uzay Müh. Böl., E-posta: skumru@ae.metu.edu.tr

‡ Dr., TÜBİTAK-SAGE, Ankara, E-posta: mkaya@ae.metu.edu.tr

§ Prof. Dr., Havacılık ve Uzay Müh. Böl., E-posta: tuncer@ae.metu.edu.tr

## GİRİŞ

MM5, Pennsylvania State University/National Centre for Atmospheric Research Mesoscale Model olarak da bilinir ve sonlu alan, hidrostatik olmayan, arazi takip eden, sigma koordinatlı bir model olarak orta ölçekli atmosferik dağılımın tahmininde kullanılır [2]. MM5, Navier-Stokes denklemlerini zamana bağlı olarak sonlu farklar metoduyla çözer. Ayrıca çözüm ağını istenilen ölçüde daraltarak çözüm bulabilir. MM5 akış alanlarını hesaplamak için meso-beta ve meso-gama ölçeklerinden oluşan geniş çözünürlüklü bir alanda (2-200 km) kullanabilir. MM5 yazılımı, dünya çapındaki kullanıcılar tarafından desteklenen, genellikle Fortran dilinde yazılmış çeşitli ön ve son işleme programlarını içeren, açık kaynaklı ve orta ölçekli bir model olarak geliştirilmiştir.

Sayısal hava tahmini, başlangıç ve sınır koşullarına bağlı bir problemdir. Başlangıç ve sınır koşulları daha geniş bir alanda farklı bir sayısal modelden elde edilir, örnek olarak küresel bir atmosferik akış durumu gösterilebilir. Tahminin başarısı, başlangıç koşullarının gerçek akış alanına yakınlığı ile doğrudan ilintilidir. Sayısal hava tahmini merkezleri başlangıç koşullarını genellikle matematiksel veya istatistiksel bir yöntem kullanarak geniş alandaki çözümlerle, yerel gözlem istasyonlarından elde edilen verileri birleştirerek elde eder. Gözlem verilerinin akış alanı çözümlerinde kullanılmasına veri asimilasyonu denir. Son 50 yılda, gözlem verilerinin asimilasyonu üzerine çok sayıda çalışma yapılmıştır. Bunlardan en çok kullanılanları Successive Corrections Method (SCM), Optimal Interpolation (OI), Nudging, 3-Dimensional Variational Approach (3DVAR), 4-Dimensional Variational Approach (4DVAR) and Kalman Filtering (KF) metotlarıdır [5].

SCM ve OI interpolasyon ve istatistik temelli asimilasyon metotlarıdır. Nudging, 3DVAR, 4DVAR ve KF ise akış alanı çözümlerine ve istatistik veriye dayanarak asimilasyon yaparlar. SCM deneysel bir yaklaşım olarak ilk olarak 1955'te kullanılmıştır [16]. Bu method belirli bir ağ içinde deneysel interpolasyon ağırlıklarını kullanarak yapılan tahmini gözlem verisine yakınlştırır. OI, en küçük kareler metoduna dayanır ve ilk olarak 1963 de kullanılmıştır [14]. Temelinde gözlem verisi ve sayısal tahmin öyle bir doğrusal kombinasyona dayanır ki gerçek akış alanı gözlem verilerine istatistik olarak en yakındır. Nudging metodunda [12], akış denklemleri, "Newtonian relaxation" metodu kullanılarak deneysel bir zaman ölçeği içerisinde gözlem verisine yakınsanır. 3DVAR[13] ve 4DVAR[11] metotları başlangıçtaki akış alanının 3 ve 4 boyutlu gözlem verilerine en yakın olanını belirlemek için bir optimizasyon problemi çözer. Bu problemde hedef fonksiyonu başlangıç akış alanı ve gözlem verileri arasındaki istatistik olarak ölçeklenmiş farktır. Optimizasyon değişkenleri hesaplama ağının düğümlerindeki bütün akış değişkenleridir. 3DVAR ve 4DVAR gözlem verisini sayısal çözüme asimile etmek için yüksek hesaplama maliyetlerine gereksinim duyar. KF metodu [15], hava tahmini modelindeki belirsizlikleri de göz önünde bulundurur. KF denklemleri özünde OI analizindekilerle aynıdır. Fakat tahmin hata kovaryansı, OI analizinde tahmin edilirken, KF metodunda akış denklemleri çözülerek hesaplanır. 4DVAR ve KF metotları dört boyutlu veri asimilasyonu yaparlar [7].

DMİ Türkiye'de hava tahminleri için MM5 yazılımını kullanmaktadır. Akış alanı hesaplamasında Türkiye için yaklaşık 9 km çözünürlüklü bir ağ kullanılırken, İstanbul ve Antalya

gibi daha küçük alanlar için 2 km çözünürlüklü bir ağ kullanılmaktadır. DMİ Türkiye için başlangıç koşullarını ECMWF'den alınan daha büyük ölçekli bir veriden elde etmektedir. Bu veri 20 km çözünürlüklü bir ağdan elde edilen küresel bir çözüme dayanmaktadır. DMİ bu veriyi kullanarak daha yüksek çözünürlüklü bir ağ üzerinde MM5 yazılımını kullanmaktadır. DMİ şu anda WRF modeline geçmeye hazırlanırken, gözlem verisinin asimilasyonu için ECMWF'den gelen sayısal akış alanını kullanmayı değerlendirmektedir.

Bu çalışmada, karşılaştırma amacı ile, açık kaynaklı bir veri asimilasyonu yazılımı olan 3DVAR temelli WRF-Var da kullanılmıştır. Bu süreçte, Türkiye coğrafyası için istatistiksel hata bilgisi (background error) oluşturulmuş ve bu veri kullanılarak 3DVAR veri asimilasyonu yapılmıştır.

3DVAR yöntemi ile yapılan asimilasyon sonuçları incelendiğinde, gözlem verisinin, daha çok gözlem istasyonu etrafında etkili olduğu görülmektedir. Daha önce yapılan bir çalışmada [1] POD temelli asimilasyon, gözlem istasyonlarından alınan bütün verileri kullanarak tüm Türkiye coğrafyası üzerinde uygulanmıştır. Bu çalışmada ise veri asimilasyonu Türkiye üzerinde birden çok bölgede lokal olarak gerçekleştirilmiş ve *dar alan* uygulaması amaçlanmıştır.

## YÖNTEM

Uyumlu dik ayrışım metodu (POD), deneysel veya sayısal olarak elde edilmiş verilerin, baskın yapılarını bulma amacıyla ampirik modlar verir [6]. POD modları bir kez belirlendikten sonra, belli sayıda modun, uygun genlikler ile doğrusal birleşimi orijinal veriyi yaklaşık olarak yeniden oluşturulabilir.

$$\vec{f} = [w_1\vec{\phi}_1 + w_2\vec{\phi}_2 + \dots + w_i\vec{\phi}_i + \dots + w_n\vec{\phi}_n] \quad (1)$$

Burada  $\vec{\phi}_i$  POD modları,  $w_i$  ilgili modun genliği,  $\vec{f}$  ise yeniden oluşturulacak veri vektörüdür. Uygun genlik değerleri kullanılırsa  $\vec{f}$  yüksek hassasiyet ile yaklaşık olarak elde edilebilir. POD teorisi ve POD modlarının hesaplanması birçok çalışmada ayrıntılı olarak anlatılmıştır [6], [10], [3], [4]. Liang (2002)'in çalışması özetle aşağıda verilmiştir.

$m$  boyutlu,  $m$  sayıda dik baz vektörleri,  $\phi = [\vec{\phi}_1, \vec{\phi}_2, \dots, \vec{\phi}_m]$ , kullanılarak,  $m$  boyutlu herhangi bir  $\vec{x}$  vektörü şöyle ifade edilebilir;

$$\vec{x} = \alpha_1\vec{\phi}_1 + \alpha_2\vec{\phi}_2 + \dots + \alpha_m\vec{\phi}_m \quad (2)$$

POD metodunun amacı,  $\alpha_i \approx 0$  ( $i = n+1, n+2, \dots, m$ ) olacak şekilde minimum  $n$  değerini sağlayan birim boylu dik bazı,  $\phi$  bulmaktır. Aşağıda belirtilen optimizasyon probleminin çözümü POD modlarını belirlemektedir:

$$\min_{\phi_i} E\{\|\vec{x} - \vec{x}(n)\|\} \quad \text{koşuluyla ve} \quad \vec{\phi}_i \cdot \vec{\phi}_j = \delta_{ij} \quad i, j = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

Burada  $\vec{x}(n)$ , dik bazın ilk  $n$  vektörünün kullanılmasıyla elde edilen yaklaşık  $\vec{x}$  vektörüdür.  $E\{\}$ ,  $m$ -boyutlu rastgele seçilen vektörler için ortalama alma operatörüdür.  $\delta_{ij}$  ise Kronecker simgesidir.

Denklem 3'ün çözümü için  $m$ -boyutlu rastgele seçilen vektör kümesi olarak  $l$  adet sayısal çalışma verisi,  $x_i$ , kullanılabilir:

$$X = [\vec{x}_1 \ \vec{x}_2 \ \cdots \ \vec{x}_l] \quad (4)$$

$l$  sayısı, vektör boyutu olan  $m$  değerinden çok küçüktür. Denklem 3'de verilen optimizasyon probleminin çözümü sonucunda, POD modlarının,  $Y(X)$  kovaryans matrisine ait özvektörler olduğu gösterilmiştir[6], [10]. Ayrıca, ilgili özdeğerlerin büyükten küçüğe sıralanması ile POD modlarının önemi belirlenmiş olur.

POD yöntemi bir çok aerodinamik ve hesaplamalı akışkanlar dinamiği probleminde, eksik verinin tamamlanması ya da yeni veri oluşturulmasında başarıyla kullanılmaktadır [3]. POD yöntemi güncel bir araştırma konusudur ve uygulama alanları giderek yaygınlaşmaktadır [17].

### Bölgesel POD Uygulaması

Bölgesel POD uygulaması ile veri asimilasyonu süreci şu şekilde özetlenebilir: Kullanılan  $7 \text{ km}$  çözünürlüklü çözüm ağında, bir gözlem istasyonunun çevresinde yaklaşık  $70 \text{ km}$  yarıçaplı alan içerisine  $20 \times 20 = 400$  adet düğüm noktası düşmektedir. POD uygulaması için gerekli akış alanı veri setleri bu düğüm noktalarındaki Doğu-Batı(EW) ve Kuzey-Güney(NS) yönlerindeki rüzgar hızları, sıcaklık(T), ve basınç(P) değerlerinden oluşturulur ve  $X_{EW}, X_{NS}, X_T, X_P$  matrisleri (Denklem 4) oluşturulur. Toplam 30 günlük akış alanı verisi kullanıldığı için  $l = 30$ 'dur. 400 düğüm noktası ise vektör boyutunu belirler,  $m = 400$ .

POD modlarını belirlemek için, her bir  $X$ 'e ait  $400 \times 400$  boyutunda kovaryans matrisi,  $Y$ , hesaplanır.  $Y$  matrisinin özvektörleri, POD modlarını,  $\phi$ , verir. Her bir modun önem sırası, ilgili özdeğerin büyüklüğü ile belirlenir.

Son aşamada,  $n$  tane POD modunun, uygun genliklerle doğrusal birleşimi ile rüzgar hızı, sıcaklık ve basınç çözüm alanları yeniden oluşturulur. Uygun genliklerin bulunması için en az kareler (least square) yöntemi kullanılmıştır:

$$\min_{\alpha_i} \|\phi\alpha - \vec{D}\| \quad (5)$$

$$i = 1, 2, \dots, n$$

Burda,  $\alpha = [\alpha_1 \ \alpha_2 \ \cdots \ \alpha_n]$ , mod genlikleridir.  $\vec{D}$  vektörü ise gözlem istasyonunu çevreleyen düğüm noktalarına içdeğerlenmiş (interpolation) gözlem verisini içeren çözüm alanıdır. Kullanılan POD modu sayısı,  $n$ ,  $Y$  kovaryans matrisinin özdeğerlerinin büyüklüğüne göre belirlenir: Büyükten küçüğe doğru sıralamada yer alan ilk  $n$  özdeğerin toplamı, bütün özdeğerlerin toplam değerinin yaklaşık %95'ini oluşturur.

## SONUÇLAR VE DEĞERLENDİRME

Geliştirilen POD temelli yeni yöntem, her bir gözlem istasyonu çevresinde tanımlanan *dar alan*larda uygulanmıştır. Bu dar alanların dışında kalan bölgelerde veri asimilasyonu yapılmamıştır. Şekil 1, DMI'den temin edilen gözlem verilerinin Türkiye coğrafyasındaki konumları göstermektedir. Veri asimilasyonu uygulanan bölgeler ise Şekil 2'de kırmızı ile gösterilmektedir.

Gözlem istasyonları çözüm ağının düğüm noktaları üzerinde olmadığından, gözlem verileri, istasyonu çevreleyen dört düğüm noktasına interpolasyonla taşınır. POD yöntemi DMI'den alınan 38 gözlem istasyonunun her biri için ayrı ayrı uygulanır. Birbirine yakın gözlem istasyonları çevresindeki dar alanların örtüştüğü durumlarda asimilasyon sonucu elde edilmiş akış değişkenlerinin gözlem istasyonlarına olan en kısa düğüm sayısı uzaklıkları ile ters orantılı olarak ortalamaları alınmıştır. Bu ortalamaların alınmasında kullanılan Türkiye coğrafyasına ait ağırlık katsayıları, Şekil 3'de verilmektedir.

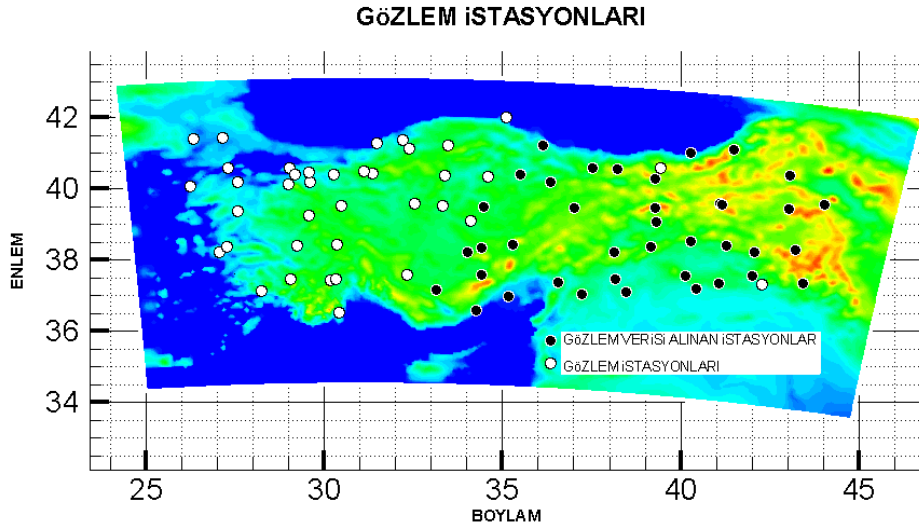
Yapılan asimilasyonun doğruluğunu kontrol etmek için asimilasyon yapılan yanyana iki dar alandaki veriler orijinal durumları ile karşılaştırılmıştır. Bu veriler, gözlem noktalarının üzerinden geçen enlem boyunca doğrusal bir yönde alınmıştır. Şekil 4 bu doğru üzerinde bulunan düğümlerdeki değerleri göstermektedir. Koyu renkle çizilen enlem çizgisi boyunca asimilasyon öncesi ve sonrası değerler karşılaştırılmıştır.

Birbirine komşu olan Ordu ve Giresun istasyonlarından geçen enlem üzerinde çözüm ağı düğümleri boyunca akış değişkenlerinin değişimi Şekil 5.'da verilmektedir. Bu şekillerde görüldüğü gibi asimilasyon sonrası akış değişkenleri gözlem değerlerinden çevre düğüm noktalarına bilinear interpolasyon ile yapılan değerlere çok yakın, genelde örtüşmektedir. Aynı enlem üzerinde olmayan diğer iki düğüm noktası ve gözlem istasyonu da bu şekillerde bilgi amaçlı belirtilmiştir. Alınan bu sonuçlar veri asimilasyonunun başarılı bir şekilde yapıldığını göstermektedir. Burada dikkat edilmesi gereken bir nokta da POD ile veri asimilasyonunun 3DVAR benzeri veri asimilasyonlardan farklı olarak gözlem verilerini bir çan eğrisi (Gaussian) şeklinde gözlem istasyonu çevresine dağıtmak yerine bölgeye özgün POD modlarına göre dağıtmasıdır.

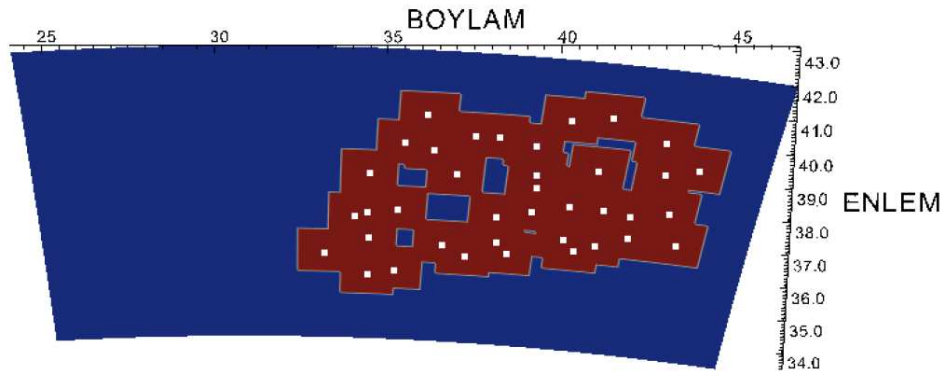
Bu çalışmada dar alanlar farklı büyüklüklerde incelenmiştir, ancak tüm bölgelerde sabit büyüklükte kare alanlar tanımlanmıştır. Gözlem noktasından 70 ve 50 km uzaklıklara kadar tanımlanan bölgelerde (sırası ile 20x20 düğüm ve 14x14 düğüm) veri asimilasyonları uygulanmıştır.

### 20x20 Düğüm Alanı İçinde Veri Asimilasyonu

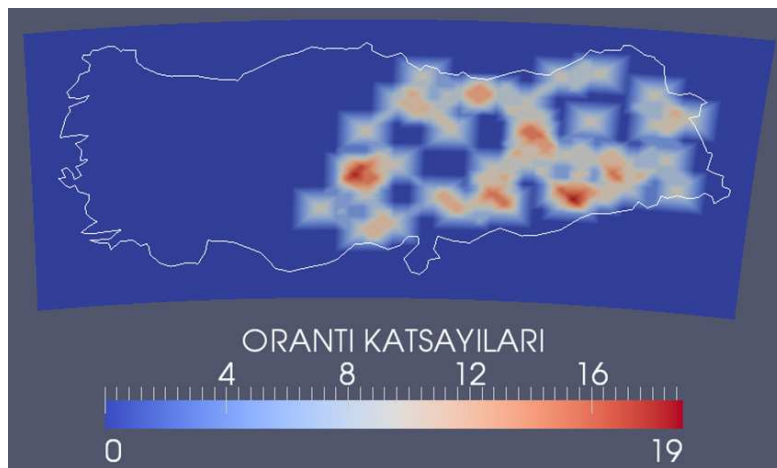
Gözlem istasyonları çevresinde belirlenen 70 km yarıçaplı bir alana karşılık gelen dar bölgeler kullanılarak yapılan asimilasyon sonucunda asimilasyon öncesi ve sonrası akış değişkenlerinin gözlem değerlerinden farkları Şekil 6'da verilmiştir. Şekilde görüldüğü üzere asimilasyon sonrası gözlem istasyonlarındaki değişkenlerin değerleri gözlem değerlerine genelde oldukça yaklaşmıştır. Birbirine 70 *km*'den yakın olan gözlem istasyonları birbirlerinin etki alanına



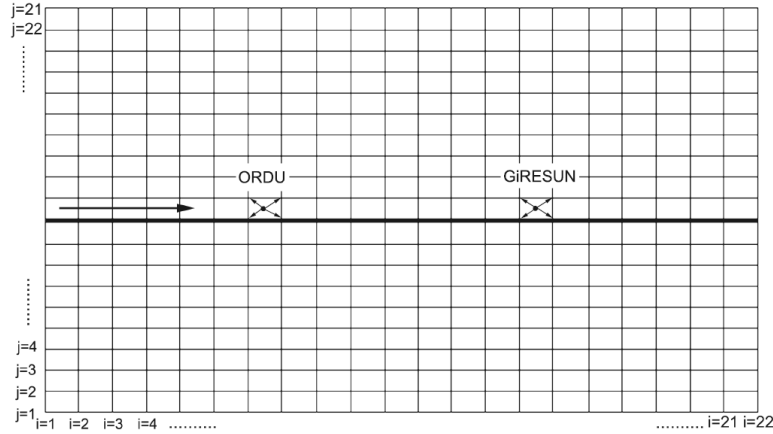
Şekil 1: Gözlem verisi temin edilen istasyonların konumları



Şekil 2: Veri asimilasyonu yapılan dar bölgeler



Şekil 3: Veri asimilasyonunda kullanılan ağırlık katsayıları



Şekil 4: Karşılaştırma yapılan düğüm noktalarının konumları

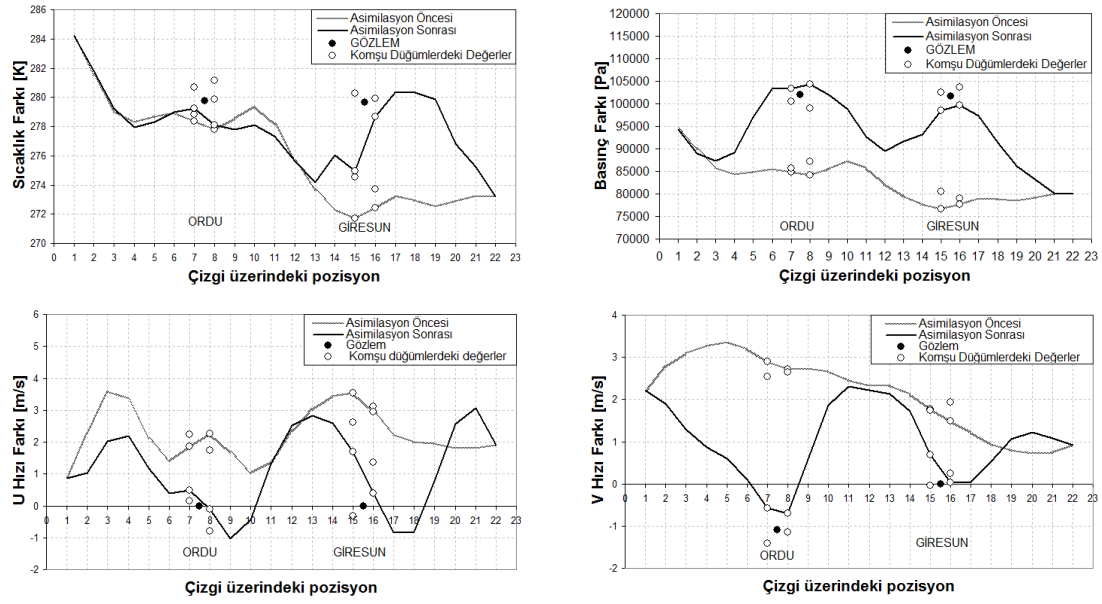
girdikleri için bölgesel asimilasyon değerlerinin istasyondan uzaklıkları ile ters orantılı ortalamaları alınmaktadır. Dolayısıyla bu istasyonlarda asimilasyon sonrası gözlem değerlerinden farklar oluşmaktadır.

#### 14x14 Düğüm Alanı İçinde Veri Asimilasyonu

Bu durumda gözlem istasyonları etrafında tanımlanan bölgenin 50 km yarıçapında (14x14 düğüm) seçilmesi birbiriyle kesişen bölgelerin sayısını azaltmıştır. Asimilasyon öncesi ve sonrası akış değişkenlerinin gözlem değerlerinden farkları Şekil 7'de verilmektedir. Şekilde gözlemlendiği gibi değişkenlerin asimilasyon sonrası gözlem değerlerinden farkları bir önceki 70 km yarıçaplı dar bölge sonuçları ile karşılaştırıldığında daha düşüktür. Bu sonuçlar POD yönteminin oldukça başarılı bir şekilde veri asimilasyonu yapılabildiğini göstermektedir. Gözlem istasyonlarının birbirlerine olan etkisi dar alanların daha da küçültülmesiyle azaltılabilir.

Şekil 8, 9 ve 10'da, 14x14 boyutlu dar bölgelerle yapılan veri asimilasyonu ile WRF-Var sonuçları karşılaştırılmıştır. Bu şekillerde bu iki yöntem ile yapılan asimilasyon öncesi ve sonrası hesaplanan tahminlerdeki akış değişkenlerinin fark dağılımları tüm Türkiye coğrafyasında verilmektedir.

Veri asimilasyonlarının etkisi, Şekil 11, 12, 13 ve 14'te gözlem istasyonlarına en yakın düğüm noktalarında daha yakından incelenmiştir. Bu grafiklerde gözlem istasyonlarının çevresindeki düğüm noktalarında, asimilasyon öncesi ve sonrası akış değişkenlerinin değerlerinin gözlem değerlerinden farkı verilmektedir. Görüldüğü gibi WRF-Var ile yapılan asimilasyon sonrası ve öncesi tüm akış değişkenlerindeki bu fark oldukça azdır. Yani, WRF-Var ile yapılan veri asimilasyonu oldukça sınırlıdır ve 24 saatlik çözüm sonucunda gözlem değerlerinden oldukça farklılık göstermektedir. WRF-Var modeli başlangıç koşulu ile gözlem verileri arasındaki farkın sayısal hesaplamalardaki istatistiksel hata verisi ve gözlem verilerindeki nominal hatanın



Şekil 5: Aynı enlem çizgisi üzerinde sıcaklık, basınç ve U, V hızlarının değişimleri

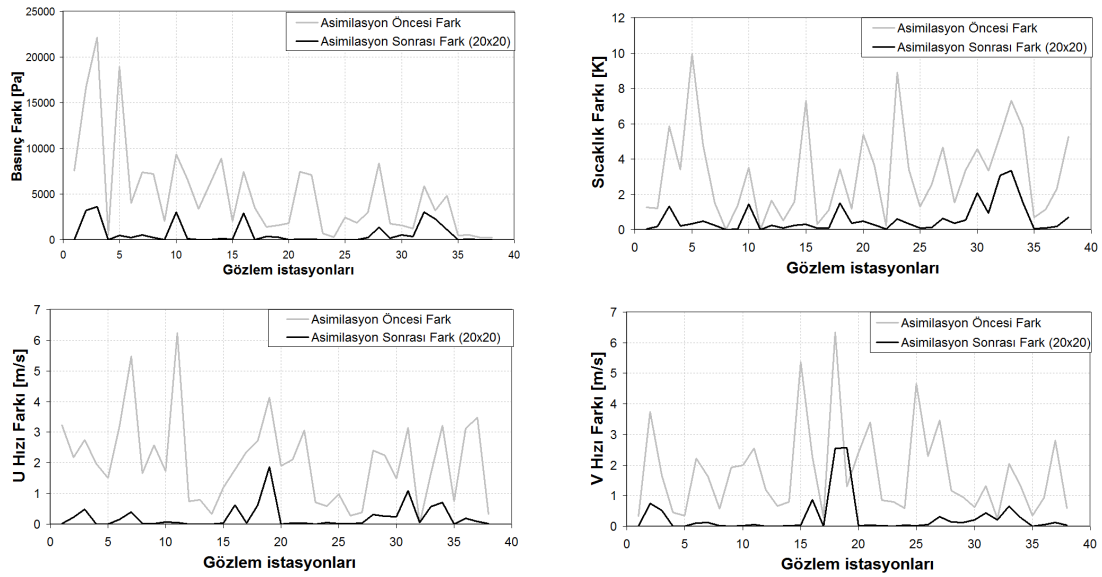
göz önüne alınarak minimize edilmesine dayalıdır. Dolayısıyla gözlem istasyonlarına yakın ve ancak çözüm hatasının çok düşük olmadığı bölgelerde gözlem verisinin daha ağırlıklı olarak başlangıç koşuluna yedirilebilir.

Öte yanda bu çalışmada geliştirilen dar alan POD yöntemiyle yapılan asimilasyon sonucunda akış değişkenlerinin başlangıç koşullarında ve sonrasındaki hesaplamalarda gözlem verilerine daha yakın olduğu gözlenmektedir. Şekil 14'da 48 saatlik tahmin sonucundaki gözlem değerlerine yakınlık açıkça görülmektedir. Hesaplanan dört akış değişkeninden hava basıncının gözlem verileriyle farkı diğer değişkenlere göre en az olanıdır. Ardından sıcaklık değişimindeki fark gelmektedir. U ve V hızlarında ise asimilasyon sonrası yapılan hesaplamalarda gözlem değerlerine göre önemli bir iyileşme görünmemektedir. Rüzgar hızlarına yansıyan bu sonuçların daha detaylı bir şekilde daha kapsamlı gözlem verileriyle incelenmesi gerekmektedir. Ayrıca yere yakın rüzgar hızlarının yere ve zamana göre değişimleri basınç ve sıcaklık değişimlerinden daha fazla olduğu ve hesaplanan hızların yerin sınır tabakasından ve türbülansdan etkilendiği göz önüne alınmalıdır.

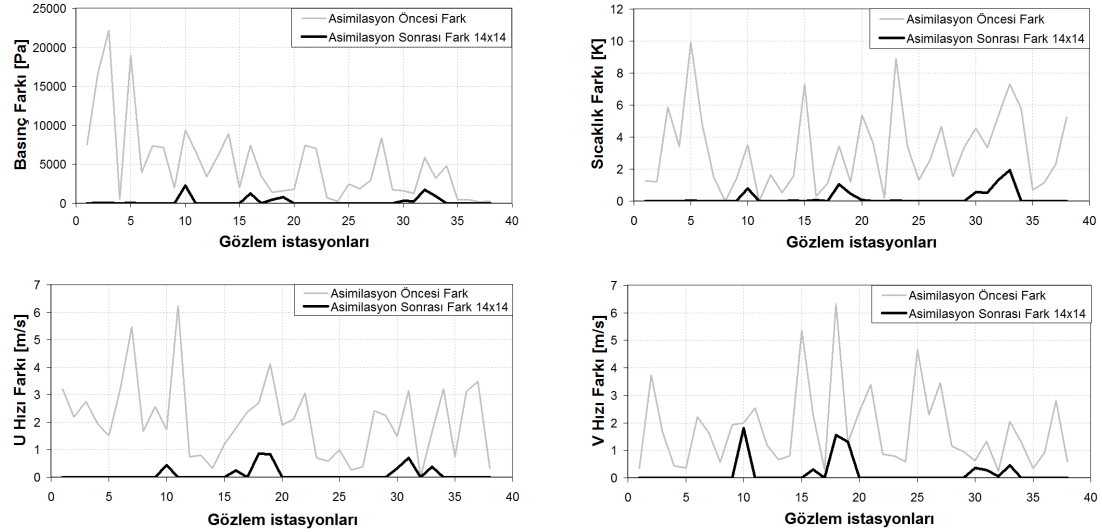
## SONUÇ

Bu çalışmada POD (Proper Orthogonal Decomposition, Uyumlu Dik Ayrıştırma) yöntemi kullanılarak gözlem verisi asimilasyonu yapılabilmesi için yeni tekniklerin geliştirilmesi hedeflenmiştir. Bu amaçla POD yöntemi gözlem istasyonları çevresindeki dar bölgelerde akış değişkenlerinin belirgin modlarını bulmak ve bu modları kullanarak veri asimilasyonu yapmak üzere uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar, bölgesel POD yöntemiyle yapılan veri asimilasy-

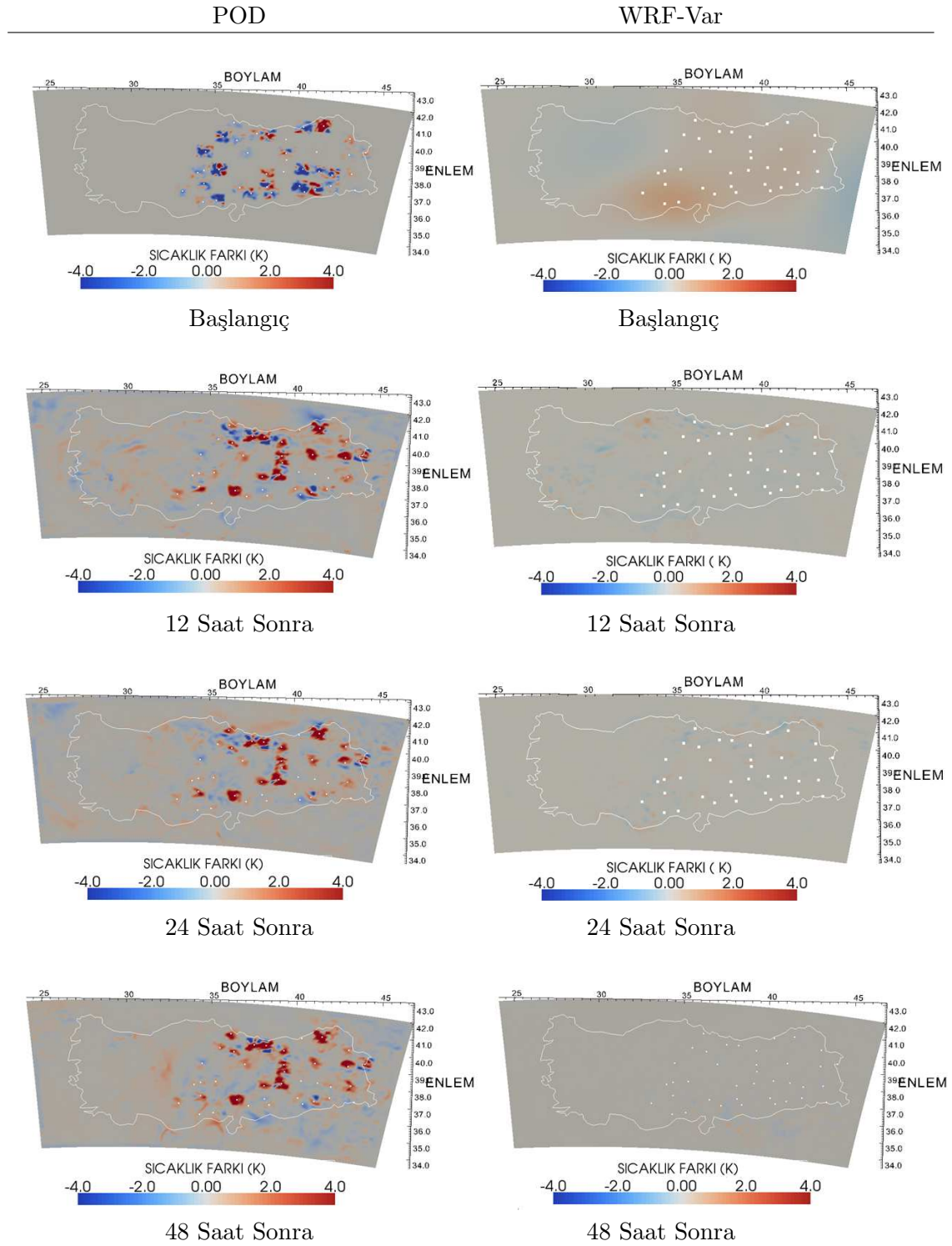




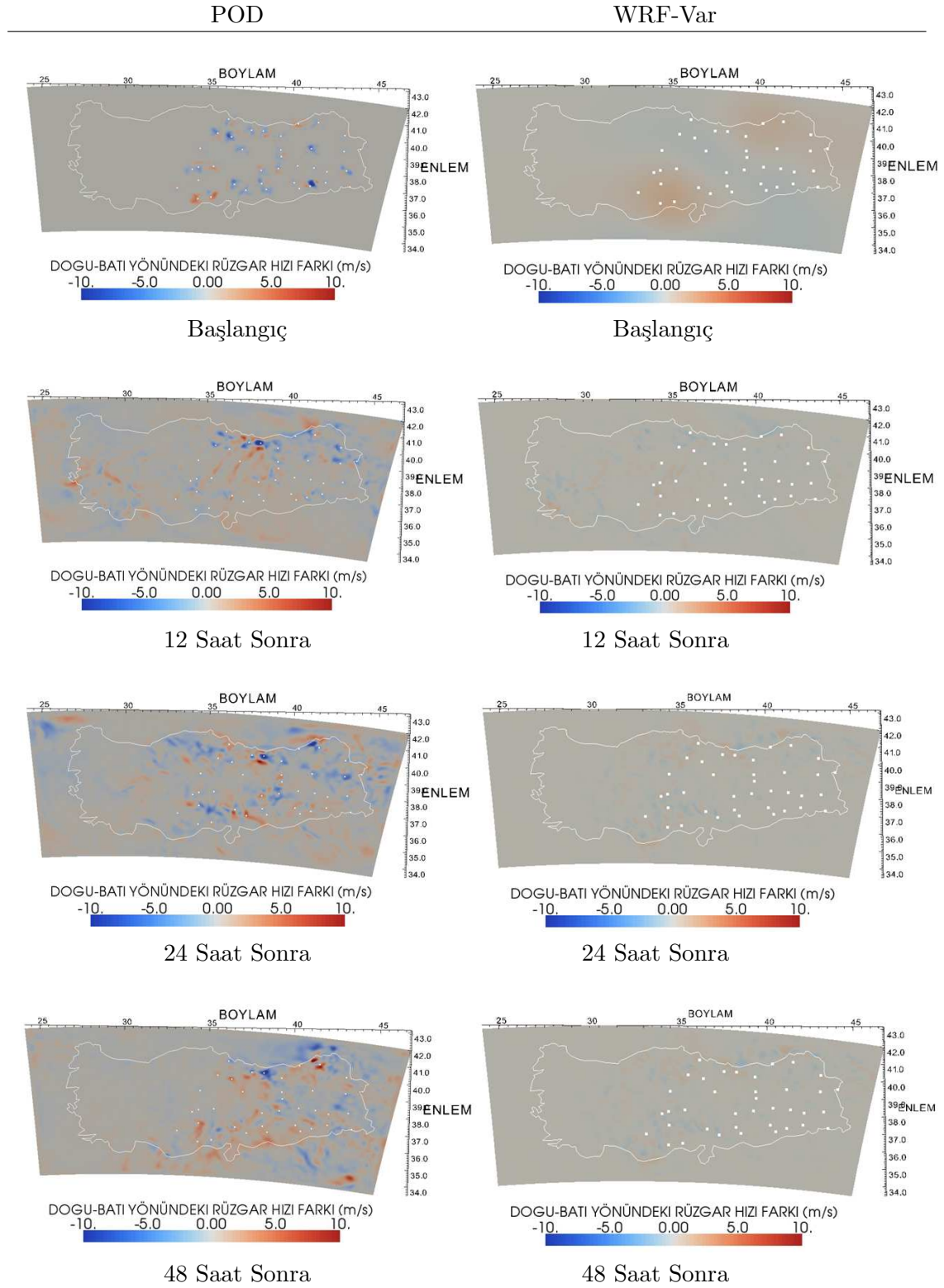
Şekil 6: 20X20 boyutlu dar alanda asimilasyon sonrası değişkenlerin gözlem verilerinden farkları



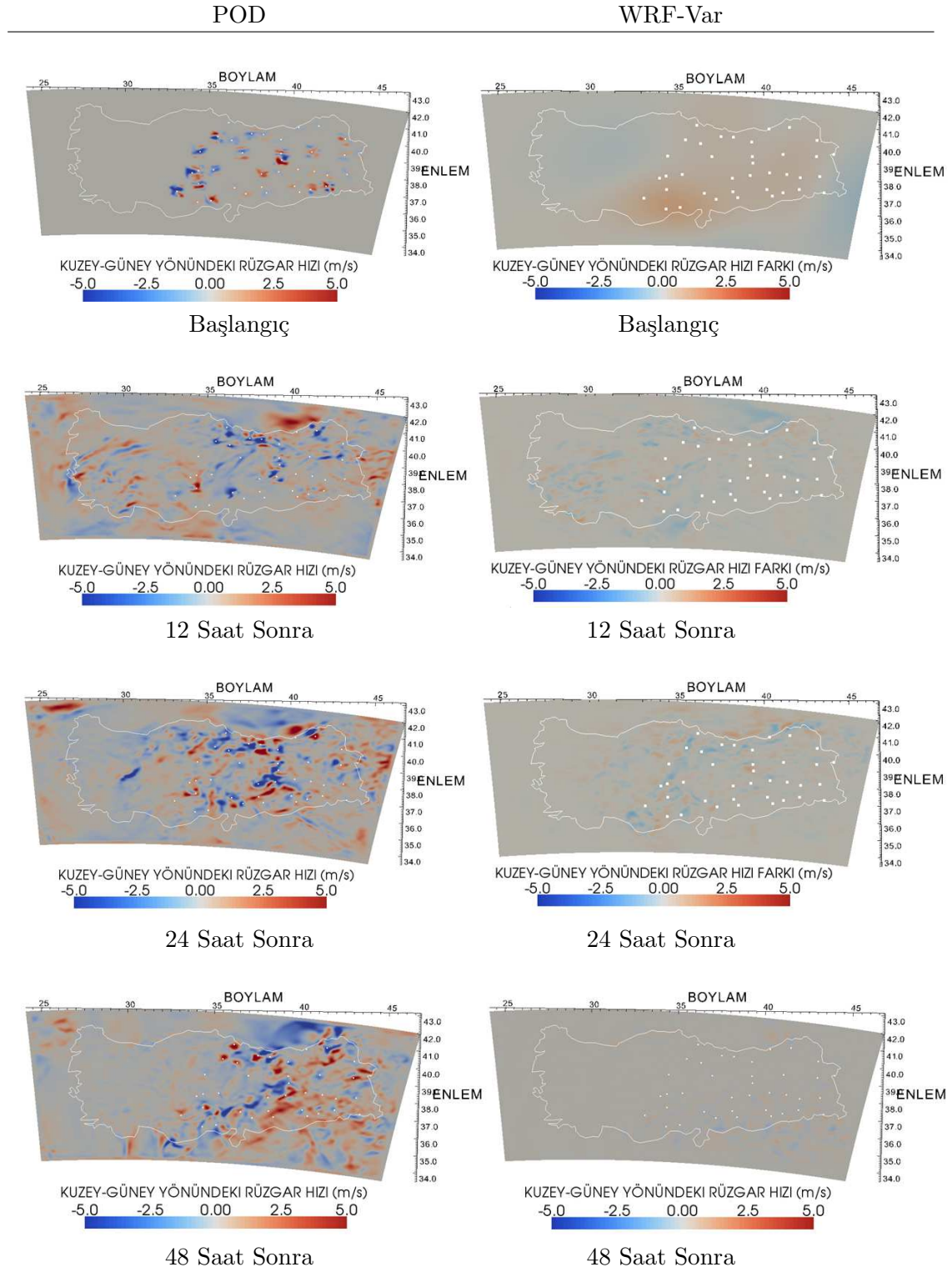
Şekil 7: 14X14 boyutlu dar alanda asimilasyon sonrası değişkenlerin gözlem verilerinden farkları



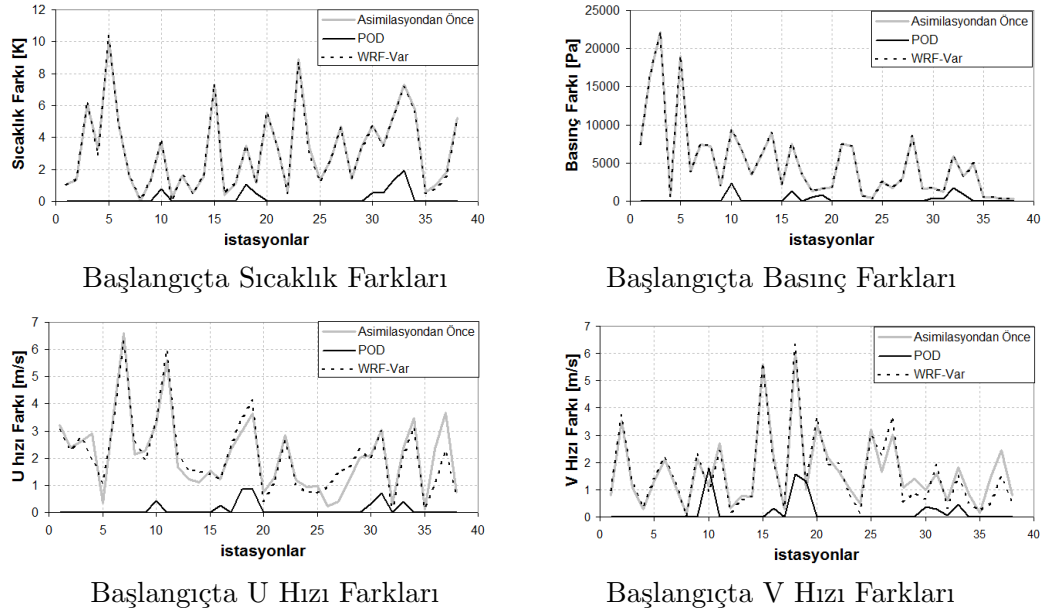
Şekil 8: POD ve WRF-Var ile veri asimilasyonu sonrası sıcaklık değişimi



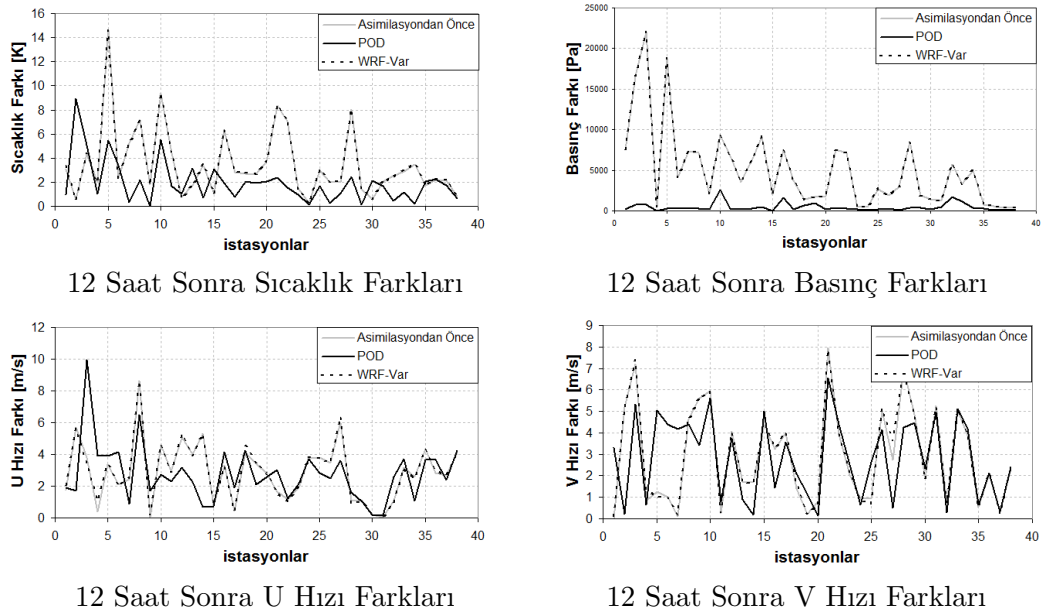
Şekil 9: POD ve WRF-Var ile veri asimilasyonu sonrası U-hızı değişimi



Şekil 10: POD ve WRF-Var ile veri asimilasyonu sonrası V-hızı değişimi

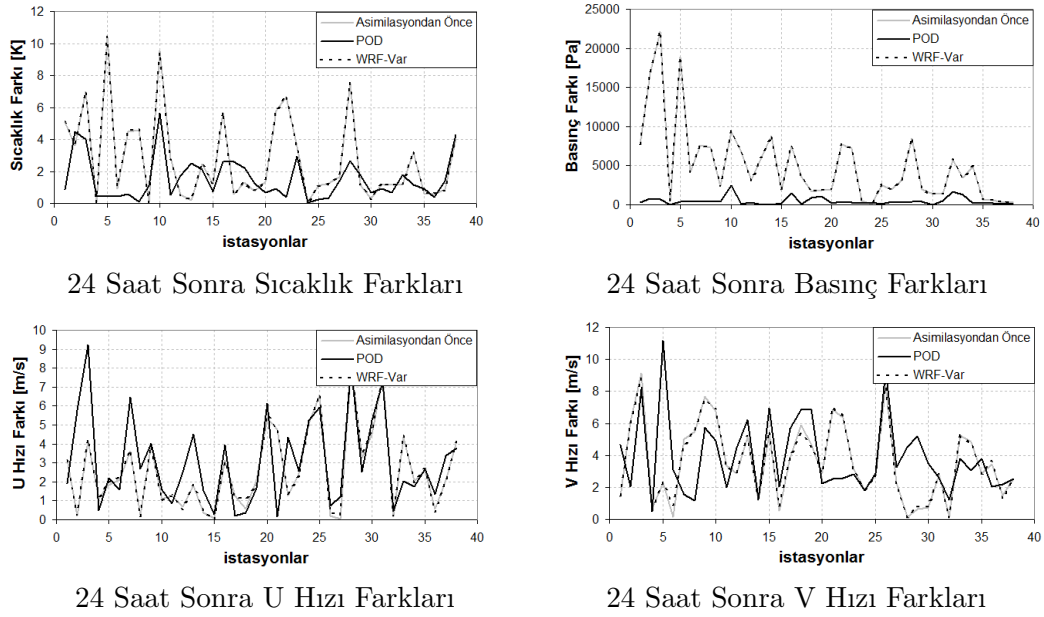


Şekil 11: Başlangıç koşullarında POD ve WRF-Var ile veri Asimilasyonu sonrası akış alanlarının gözlem değerlerinden farkı

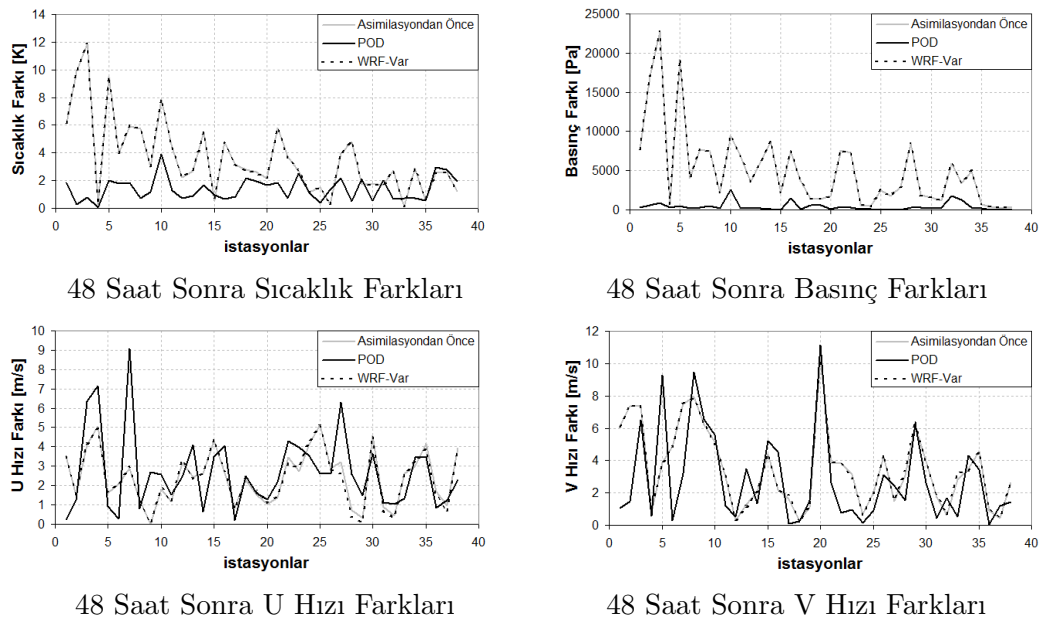


Şekil 12: POD ve WRF-Var ile veri Asimilasyonunun ardından 12 saat sonra akış alanlarının gözlem verilerinden farkı





Şekil 13: POD ve WRF-Var ile veri Asimilasyonunun ardından 24 saat sonra akış alanlarının gözlem verilerinden farkı



Şekil 14: POD ve WRF-Var ile veri Asimilasyonunun ardından 48 saat sonra akış alanlarının gözlem verilerinden farkı

onunun başarılı olduğunu göstermektedir. Ancak, bu yöntemde gözlem verilerinin tümünün doğru olduğu varsayılmakta, istatistiksel bir değerlendirme ile doğrulukları test edilmemektedir. Dolayısıyla asimilasyonda kullanılacak gözlem verilerinin farklı yöntem ve birden fazla ölçümle doğrulanması gereklidir. Bununla birlikte geliştirilen bu yöntemin daha detaylı bir doğrulama sürecinden geçmesi ve gözlem istasyonları çevresindeki dar bölge alanlarının her istasyon için ayrı ayrı belirlenmesi önerilmektedir.

## TEŞEKKÜR

Bu çalışma "Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Projelerini Destekleme Programı" kapsamında 107Y105 numaralı projeye TÜBİTAK tarafından desteklenmektedir.

## Kaynaklar

- [1] Kaya M., Ahmet G., Kumru S. ve Tuncer İ.H., *Development of a Pod Based Data Assimilation Method for Meteorological Flowfields*, Ankara International Aerospace Conference(AIAC) Ankara, Türkiye, Ağustos 2009.
- [2] Mesoscale and Microscale Meteorology Division, National Center for Atmospheric Research, *PSU/NCAR Mesoscale Modeling System Tutorial Class Notes and User's Guide*, NCAR, Penn State, Ocak 2005.
- [3] Bui-Thanh, T., Damodaran, M. and Willcox, K., *Aerodynamic Data Reconstruction and Inverse Design Using Proper Orthogonal Decomposition*, AIAA Journal, Vol. 42, No:8, Ağustos 2004, s: 1505-1516.
- [4] Lucia, D.J. and Beran, P.S., *Reduced-Order Model Development Using Proper Orthogonal Decomposition and Volterra Theory*, AIAA Journal, Vol. 42, No:6, Haziran 2004, s: 1182-1190.
- [5] Kalnay, E., *Atmospheric Modeling, Data Assimilation and Predictability*, Cambridge Univ. Pres, 2003.
- [6] Liang, Y.C., Lee, H.P., Lim, S.P., Lin, W.Z., Lee, K.H. and Wu, C.G., *Proper Orthogonal Decomposition and Its Applications - Part I: Theory*, Journal of Sound and Vibration, Vol. 252, No:3, 2002, s:527-544.
- [7] Chai, T., *Four-Dimensional Variational Data Assimilation Using Lidar Data*, PhD Thesis, Univ. of Iowa, Ağustos 2002, s:26-34.
- [8] Daley, R., *Atmospheric Data Analysis*, Cambridge Univ. Pres, 1991.
- [9] Thiebaux, H.J. and Pedder, M.A., *Spatial Objective Analysis*, Academic Pres, 1987.

- [10] Sirovich, L. and Kirby, M., *Low-Dimensional Procedure for the Characterization of Human Face*, Journal of the Optical Society for America, Vol. 4, No:3, 1987, s:519-524.
- [11] Talagrand, O., *A Study of the Dynamics of Four Dimensional Data Assimilation*, Tellus, Vol. 33, 1981, s:43-60.
- [12] Hoke, J. And Anthes, R., *The Initialization of Numerical Models by a Dynamic Relaxation Technique*, Montly Weather Review., Vol. 104, 1976, s:1551-1556.
- [13] Sasaki, Y., *Some Basic Formalisms in Numerical Variational Analysis*, Montly Weather Review, Vol. 98, 1970, s:875-883.
- [14] Gandin, L. S., *Objective Analysis of Meteorological Fields*, Gidrometeorologicheskoe Izdatelstvo, Leningrad, 1963.
- [15] Kalman, R., *A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems*, Trans. ASME, Ser. D, J. Basic Eng., Vol. 82, 1960, s: 35-45.
- [16] Bergthorsson, P. and Döös, B., *Numerical Weather Map Analysis*, Tellus, Vol. 7, 1955, s:329-340.
- [17] Qiu, C. and Chou, J., *Four-dimensional data assimilation method based on SVD: Theoretical aspect*, Theor. Appl. Climatol. Vol. 83, 2006, s: 51-57.