

**ÖZET****GÖRÜNTÜ/VIDEO İŞLEMEDE TERS PROBLEMLERİN DERİN ÖĞRENME İLE  
MODELDEN BAĞIMSIZ ÇÖZÜMÜ İÇİN BİR YÖNTEM**

5

Buluş, görüntü/video işlemede ters problemlerin derin öğrenme ile modelden bağımsız çözümü için bir yöntem ile ilgilidir.

## İSTEMLER

1. Görüntü/Video işlemede ters problemlerin derin öğrenme ile modelden bağımsız çözümü için bir yöntem olup özelliği;
    - i. Girdi görüntüsü şok süzgecinden geçirilerek bozulmuş modelinin ilk kestiriminin elde edilmesi ve girdi görüntüsüne, kestirilen modele göre geri çatma işlemi uygulanarak çöktü görüntüsünün ilk kestiriminin elde edilmesi,
    - 5 ii. Girdi görüntüsü, model kestirimi ve çöktü görüntüsünün kestirimi geri çatma işlemi gerçekleştiren derin ağı (D) sokularak düzenlileştirme öncesi ara çöktü görüntüsünün elde edilmesi,
    - 10 iii. Ara çöktü görüntü düzenlileştirme işlemi gerçekleştiren derin ağı (P) sokularak çöktü görüntüsünün kestiriminin güncellenmesi,
    - iv. Girdi görüntü ve çöktü görüntüsünün kestirimi bozulmuş modelini kestiren derin ağı (Q) sokularak, bozulmuş model kestiriminin güncellenmesi,
    - v. ii. adıma geri dönülmesi, güncellenen çöktü görüntü ve güncellenen bozulmuş modeli 15 ile tüm adımların döngü sayısına kadar tekrarlanması
- işlem adımlarını içermesidir.

## TARİFNAME

### GÖRÜNTÜ/VIDEO İŞLEMEDE TERS PROBLEMLERİN DERİN ÖĞRENME İLE MODELDEN BAĞIMSIZ ÇÖZÜMÜ İÇİN BİR YÖNTEM

5

#### TEKNİK ALAN

Buluş, görüntü/video işlemede ters problemlerin derin öğrenme ile modelden bağımsız  
10 çözümü için bir yöntem ile ilgilidir.

#### TEKNİĞİN BİLİNER DURUMU

Tekniğin bilinen durumunda görüntü ve video işlemede farklı ters problemlerin çözümünde  
15 kullanılabilecek genel bir derin öğrenme yaklaşım geliştirilmesi son yıllarda giderek dikkat  
çeken bir araştırma konusu olmuştur. Böyle bir mimari problemten bağımsız olarak eğitilmeli  
ve istenilen probleme kolayca uyarlanabilmelidir. Dolayısıyla hem bulanıklık modelinin tipi  
(hareket, odak, Gauss bulanıklığı, vs.) ve parametre değerleri, hem de gürültü tipi ve seviyesi  
derin mimari tarafından öğrenilmeli ve ters problemin çözümüne uygulanabilmelidir.  
20 Literatürde daha çok gözü kapalı olmayan (modelin bilindiği) durumlarda fiziksel modelden  
bağımsız derin öğrenme çözümleri geliştirildiği görülmektedir. Meinhardt vd. (2017) klasik  
döngülü yöntemlerde düzenleme adımları, düzenleme fonksiyonunun proksimal  
(projeksiyon) operatörüne denk geldiğine dikkat çekmektedir (Venkatakrishnan vd., 2013).  
Dolayısıyla bu projeksiyon işlemi yerine genel bir gürültü giderici derin ağ kullanılması  
25 önerilmektedir. Düzenleme için derin ağ kullanılması spesifik bir düzenleme  
modeline bağlı kalınması gereksiz kılınmakta ve aynı gürültü giderici derin ağın farklı ters  
problemlerin çözümünde kullanılması mümkün vermektedir. Meinhardt vd. (2017) Gauss  
gürültüsü ile eğittikleri genel derin mimariyi PDHG (primal-dual hybrid gradient) döngülü  
eniyeleme algoritmasında projeksiyon operatörü olarak kullanmışlar; ve farklı ters  
30 problemlere özel eğitilmiş en iyi derin mimarilerin performansına yakın sonuçlar elde  
etmişlerdir. Ayrıca bu çalışmada belli bir gürültü seviyesi için eğitilmiş derin mimarinin farklı  
gürültü seviyelerine kolayca uyarlanabildiği de gösterilmektedir. Derin mimarilerin döngülü  
eniyeleme yöntemlerinde proksimal operatörü olarak kullanılması çeşitli makalelerde  
incelenmiştir (Zhang vd., 2017-2; Chang vd., 2017; Wei vd., 2017; Lunz vd., 2018). Zhang

vd. (2017-2) gürültü giderici derin ağ HQS (Half Quadratic Splitting) yönteminde kullanırken Chang vd. (2017) ADMM (Alternating Direction Method of Multipliers) yöntemini tercih etmiştir. Wei vd. (2017) ise yine ADMM için bu kez hem projeksiyon hem de geri çatma işlemi için iki farklı derin ağ kullanımlarını önermişlerdir. Ayrıca geri çatma (yani matris tersi alma) işlemi veriden bağımsız şekilde öğrenilebilmektedir. Böylelikle döngülü eniyilemede derin ağlar kullanılarak hem işlem hızı artırılmakta hem de düzenleştirme modelinden bağımsız, verinin öğrenilmiş olasılık dağılımına uygun projeksiyon işlemi gerçekleştirilmektedir. Benzer şekilde Fan vd. (2017) InverseNet adını verdikleri mimaride iki farklı derin ağ kullanarak hem fiziksel modelin tersini hem de düzenleştirme operatörünü öğrenmektedirler. Bu çalışmanın farklı döngülü iyileştirme kullanımdan tek bir geçişte sonuç üretilmesi ve bütün mimarinin çözülmek istenen problem için baştan sona eğitilerek uyarlanmasıdır. Dolayısıyla ortaya çıkan mimarinin ters probleminden bağımsız olduğu söylenemez. Literatürde önerilen yaklaşımlarda, genel bir derin mimari ile farklı ters problemlerin çözümü için başarı gösterilmiş olmakla birlikte, bulanıklık modelinin değişken olduğu ya da bilinmediği (gözü kapalı) ters problemler için uygulanması üzerinde durulmamıştır. Buna en yakın çalışma Schuler vd. (2016) tarafından gözü kapalı ters evrişim için oluşturulan derin öğrenme mimarisidir. Fakat döngülü ve çoklu-ölçekli bir yapı öneren bu makalede evrimsel ağ katmanları sadece öz nitelik çıkarma amaçlı kullanılmakta, kernel kestirimi ve geri çatma işlemi içinse öğrenme gerektirmeyen standart yöntemler uygulanmaktadır. Dolayısıyla önerilen mimari baştan sona eğitilebilir olmakla birlikte bulanıklık ve düzenleştirme modelinin derin ağ tarafından öğrenilmesine çalışılmamıştır.

## BULUŞUN KISA AÇIKLAMASI

Söz konusu olan buluş, yukarıda yer alan dezavantajları ortadan kaldırmak ilgili alana yeni avantajlar getirmek üzere görüntü/video işlemede ters problemlerin derin öğrenme ile modelden bağımsız çözümü için bir yöntem ile ilgilidir. Bu buluş ile literatürde var olan eksiklik giderilerek gözü kapalı ters problemlerin çözümüne yönelik baştan sona eğitilebilir derin öğrenme tabanlı bir çözüm geliştirilmiştir. Ters problemler: bulanıklık (hareket, odak bulanıklığı vs.) giderme, gürültü giderme, tek görüntü / video süper-çözünürlüğü gibi problemlerdir.

Buluş, görüntü/video işlemede farklı ters problemlerin çözümü için problemin fiziksel modeline bağlı olmayan genel bir derin öğrenme yöntemi sağlamaktadır. Geliştirilen derin mimari model parametrelerinden neredeyse bağımsız ve farklı problemlere kolayca uyarlanabilmektedir. Modelin alt bileşenleri, klasik döngülü eniyileme yöntemlerindeki model kestirimi, geri çatma ve düzenleştirme adımlarının her birine denk gelen ayrı derin mimariler içermektedir. Bu mimariler birbirleriyle etkileşimli şekilde baştan sona eğitilmektedir. Bu buluşta probleme özel bir tasarım gerektirmeyen ve istenilen probleme kolayca uyarlanabilen genel ve modüler bir derin ağ mimarisinin geliştirilmesi en önemli özgünlüktür. Kolayca uyarlanma işlemi ile ilgili olarak; Derin mimarinin söz konusu probleme uyarlanabilmesi için, o probleme ait bir veri kümesinde, transfer öğrenme yaklaşımı ile, kısa süreli bir eğitim uygulanarak model parametrelerine ince ayar verilmesi yeterli olmaktadır. Geliştirilen yöntem, gözü kapalı bulanıklık giderme, tek görüntüde ve videoda süper-çözünürlük problemlerindeki genel çözüm ihtiyacını karşılamaktadır. Gözü kapalı ters problemlerin çözümü için kullanılabilecek genel bir derin öğrenme mimarisi geliştirilmiştir.

Buluşun özgün yanları

- Tek bir genel derin öğrenme modeli ile farklı ters problemlerin çözümü mümkün olmaktadır. Bunun için uygun bir eğitim veri seti ile modele hızlı şekilde ince ayar verilmesi yeterlidir.
- Uzamsal olarak değişken bulanıklık giderme problemlerinde kullanılabilen bir yöntem geliştirilmiştir.
- Tek bir model ile farklı ölçeklerde görüntü süper-çözünürlüğü uygulanması mümkün olmaktadır.
- Geliştirilen yöntem video süper-çözünürlüğü için de uygulanabilir.

Söz konusu olan buluş bilgisayar ya da gömülü donanım üzerinde görüntü/video işleme amaçlı yazılımda yöntem olarak kullanılabilmektedir.

## ŞEKİLLERİN KISA AÇIKLAMASI

Buluşun daha iyi anlaşılması için şekiller ve şekillerle ilgili açıklamalar aşağıda yer almaktadır.

Şekil 1 Ters problemler için genel ağ mimarisi

### Referans numaralar

Buluşun daha iyi anlaşılması için unsurlar ve unsurlara ait referans numaralar aşağıda yer almaktadır.

- 5  $y$  : Girdi görüntüsü  
 $\tilde{x}$  : Kestirilmiş  $\checkmark$  kt görüntüsü  
 $\mathcal{K}$  : genel derin ağ mimarisi  
 $\mathcal{D}$  : Geri çatma işlemini gerçekleştiren derin ağ  
 $\mathcal{Q}$  : Bozulum modelini kestiren derin ağ  
10  $\mathcal{P}$  : Düzenlileştirme işlemini gerçekleştiren derin ağ.  
 $\mathbf{A}$  : Bozulum modeli  
 $\mathbf{z}$  : Düzenlileştirme öncesi ara  $\checkmark$  kt görüntü  
 $\mathbf{u}$  : Düzenlileştirme parametreleri

### 15 BULUŞUN DETAYLI AÇIKLAMASI

Bu detaylı açıklamada buluş konusu yenilik sadece konunun daha iyi anlaşılmasına yönelik hiçbir sınırlayıcı etki oluşturmayacak örneklerle açıklanmaktadır.

- Söz konusu olan buluş, görüntü/video işlemede ters problemlerin derin öğrenme ile modelden  
20 bağimsiz çözümü için bir yöntem ile ilgilidir.

Şekil 1 de yer alan unsurlarla ilgili baztanlar;

- $y$  : Girdi görüntüsü (çözünürlük ve/veya görsel kalitesi iyileştirilmek istenen görüntü)  
25  $\tilde{x}$  : Kestirilmiş  $\checkmark$  kt görüntüsü (model  $\checkmark$  kt olan çözünürlük ve/veya görsel kalitesi iyileştirilmiş görüntü)  
 $\mathcal{K}$  : Gözü kapalı ters problemler için tasarlanmış genel derin ağ mimarisi (döngülü şekilde çalışır. Kullanıcı tarafından belirlenen sayı da döngü sonunda kestirilmiş  $\checkmark$  kt görüntüyü üretir).  
30  $\mathcal{D}$  : Geri çatma işlemini gerçekleştiren derin ağ. Girdi görüntü, bozulum model kestirimi ve  $\checkmark$  kt görüntü kestirimini kullanarak bir sonraki döngü için geri çatma işlemini gerçekleştirir. Düzenlileştirme öncesi gürültülü ara  $\checkmark$  kt görüntüyü ( $\mathbf{z}$ ) oluşturur.

$Q$  : Bozulmuş modelini kestiren derin ağ. Girdi görüntü ve kestirilmiş  $\hat{Q}$  görüntüyü kullanarak bir sonraki döngü için bozulmuş modeli kestirimini günceller.

5  $\mathcal{P}$  : Düzenleştirme işlemini gerçekleştiren derin ağ. Gürültülü ara  $\hat{Q}$  görüntüyü girdi olarak kullanır ve kestirilmiş  $\hat{Q}$  görüntüyü günceller.

$A$  : Bozulmuş modeli (bozulmuş tipi, bozulmuş parametreleri ve gürültü ile ilgili kestirilen parametreleri içerir).

10  $z$  : Düzenleştirme öncesi ara  $\hat{Q}$  görüntü (düzenleştirme ile giderilmesi gereken gürültü ve yapaylıklar içerir).

$u$  : Düzenleştirme parametreleri (döngülü iyileştirme/düzenleştirme adımlarını kontrol eden optimizasyon parametreleri).

15 Problemlerin çözümüne uygulanmasında problem modelinden ve parametrelerinden bağımsız çözümler sunmaktadır. Daha açıkça ifade edilirse, gözü kapalı bulanıklık giderme, tek görüntü / video süper-çözünürlüğü gibi problemlerin hepsinde başarıyla kullanılabilecek genel bir derin ağ mimarisi geliştirilmiş ve eğitilmiştir. Bu mimarinin üç bileşeni vardır:

- 20 - Ters problem çözümünü düzenleştirmek için, doğal görüntülerin olasılık dağılımını öğrenen, çekişmeli öğrenme (adversarial learning) teknikleri ile eğitilen bir derin ağ mimarisi. Bu derin sinir ağı, Çekişmeli Üretici Ağlar (Generative Adversarial Network (GAN)) için sıklıkla kullanılan evrimsel ağ mimarilerinden faydalanılarak tasarlanmıştır. Çekişmeli öğrenmede, düzenleştirmeye amaçlı kullanılan üretici ağ ve girdi görüntünün doğal yüksek çözünürlüklü bir görüntü olup olmadığına karar veren
- 25 bir ikili sınıflandırıcı ağ birlikte eğitilirler. Üretici ağın amacı  $\hat{Q}$  olan görüntünün sınıflandırıcı ağ tarafından gerçek görüntü olarak sınıflandırılması sağlamaktır. Sınıflandırıcı ağ ise gerçek görüntü ve üretici ağ  $\hat{Q}$  görüntüyü birbirinden ayırt etmeyi amaçlamaktadır. Dolayısıyla üretici ağ sınıflandırıcıya kandırmaya çalışır, yani bozulmuş/gürültülü görüntüyü düzelterek gerçek görüntü olarak sınıflandırılmasını amaçlayan yapaylık/gürültü giderici bir derin ağ temsil etmektedir.
- 30 Her iki mimarinin birlikte eğitiminde çekişmeli kayıp fonksiyonu kullanılmaktadır.
- Farklı ters problemlere kolayca uyarlanabilecek, orijinal görüntü ve bozuluma uğramış gözlemler kullanılarak eğitilen, problemin fiziksel model parametrelerini öğrenen bir

derin ağ mimarisi. Ters problem modelini kestirmeyi amaçlayan bu derin mimari, bir bağlanım (regression) ağı olarak tasarlanmıştır. Bunun için var olan sınıflandırma ağ mimarileri bağlanım ağına çevrilebileceği gibi bu probleme özgü yeni bir derin ağ mimarisi de kullanılabilir. Gözlem verisi ve orijinal görüntüyü girdi olarak alan bu derin ağın amacı problemin fiziksel modelini gürültü tipinden ve seviyesinden bağımsız olarak öğrenebilmektir. Ayrıca bu derin mimarinin farklı ters problemlerde kullanılabilmesi için problem modelinin hem tipini (hareket, odak bulanıklık vs.) hem de parametre değerlerini birlikte öğrenen bir çoklu-görev (multi-tasking) derin mimarisi geliştirilmiştir.

- Bozulmuş görüntüden orijinal görüntüye geri çatma (model tersi alma) işlemini öğrenen bir derin mimari. Bu ağın amacı döngülü geri çatma işleminin hesaplama karmaşıklığını azaltmaktır. Bozulmuş görüntü ve ters problem modeli derin ağa girdi olarak verilerek derin ağın genel bir geri çatma işlemini öğrenmesi amaçlanmaktadır. Bu ağın eğitimi için görsel veriye ihtiyaç yoktur; rastgele bir gürültü verisi oluşturulup farklı problem modelleri ile birlikte derin ağ eğitilerek geri çatma işlemi öğrenilmektedir. Ağın eğitiminde toplam karesel hata kayıp fonksiyonu olarak kullanılmaktadır.

Ayrı ayrı eğitilen bu üç derin ağ bir araya getirilerek gözü kapalı ters problemlerin çözümü için genel bir mimari ortaya konulmuştur. Daha sonra bu genel mimarinin görüntü ve videoda farklı ters problemlerin (gözü kapalı bulanıklık giderme, tek görüntü süper-çözünürlüğü ve videoda süper-çözünürlük) çözümü için başarıyla kullanılabileceği amaçlanmıştır. Her probleme özel hedefler aşağıda sıralanmıştır:

- Geliştirilen genel mimari gözü kapalı bulanıklık giderme problemlerinde, hareket bulanıklığı ve odak bulanıklığı gibi çeşitli bulanıklık problemlerinin çözümü için kullanılabilir. Uzamsal olarak değişen bulanıklık problemleri de geliştirilen mimari ile çözülebilir.
- Genel mimari tek görüntü süper-çözünürlüğü probleminin çözümüne uyarlanabilir. Tek bir derin mimari ile farklı ölçek faktörlerinde süper-çözünürlük yapılması mümkündür.
- Genel mimari videoda süper-çözünürlük probleminin çözümüne uyarlanabilir. Videoda her komşu çerçeve için ayrı bir aydınlanma/bulanıklık modeli kestirilmesi;



böylece orta çerçeve ile daha iyi çakıştırma sağlanmas ve sentezlenen yüksek çözünürlüklü çerçevedeki yapaylıkların azaltılması mümkündür.

- 5 Bu buluşta görüntü işlemenin çeşitli ters problemlerinin çözümü için kullanılabilecek genel derin öğrenme yaklaşımları ve derin sinir ağı mimarileri geliştirilmiştir. Eğitilen derin ağı mimarisinin ters problem modelinden ve parametrelerinden mümkün olduğunca bağımsız olmasına da hızlı bir ince ayar ile ilgili probleme uyarlanabilmesi hedeflenmektedir. Ayrıca bu derin mimarinin, bozulmuş modelinin değişken olduğu ya da bilinmediği gözü kapalı problemlerin çözümünde de kullanılabilmesi amaçlanmıştır. Söz konusu probleme ait bir veri kümesinde, transfer öğrenme yaklaşımı ile, kısa süreli bir eğitim uygulanarak model parametrelerinin ilgili probleme uyarlanması ince ayar tanımı olarak kullanılmaktadır. Transfer öğrenmede eğitime orijinal ağı parametre değerleri ile başlan ve veri kümesi için toplam kayıp değerini azaltacak şekilde parametre değerleri döngülü olarak uyarlanıyıştırılır. Geliştirilen derin mimari üç alt-bloktan oluşmaktadır: bozulmuş modelini kestiren derin ağı, geri çatma işlemini gerçekleştiren derin ağı, ve düzenlileştirme işlemini gerçekleştiren derin ağı. Bu üç mimari öncelikle birbirinden bağımsız olarak ayrı ayrı eğitilmektedir. Daha sonra döngülü eniyileme yapısı içerisinde üç mimari birbirleriyle etkileşimli biçimde baştan sona eğitilerek kestirim başarıları artmaktadır. Ayrıca çözümü hedeflenen her ters problem (bulanıklık giderme, görüntü/video süper-çözünürlüğü) ve veri seti için mimarilere ince ayar verilmektedir.

Uygulanan adımlar:

- 25 1. Derin ağı mimarilerinin ayrı ayrı eğitimi: Düzenlileştirme adımıyla gerçekleyen P ağı için çekişmeli öğrenme (adversarial learning) teknikleri kullanılmaktadır. Ters problem modelini kestirmeyi amaçlayan Q derin mimarisi, bir bağlantı (regression) ağı olarak tasarlanmaktadır. D ağı'nın amacı, döngülü geri çatma işleminin hesaplama karmaşıklığını azaltmak ve genel bir geri çatma işlemini öğrenmesi için eğitilmektedir.
- 30 2. Derin ağı mimarilerinin birlikte baştan sona ve döngülü eğitimi

Ayrı ayrı eğitilen P, Q ve D derin mimarileri Şekil 1'deki gibi birleştirilerek tüm sistem baştan sona eğitilmektedir. Böylelikle farklı hedefler ve kayıp fonksiyonlarla eğitilmiş olan

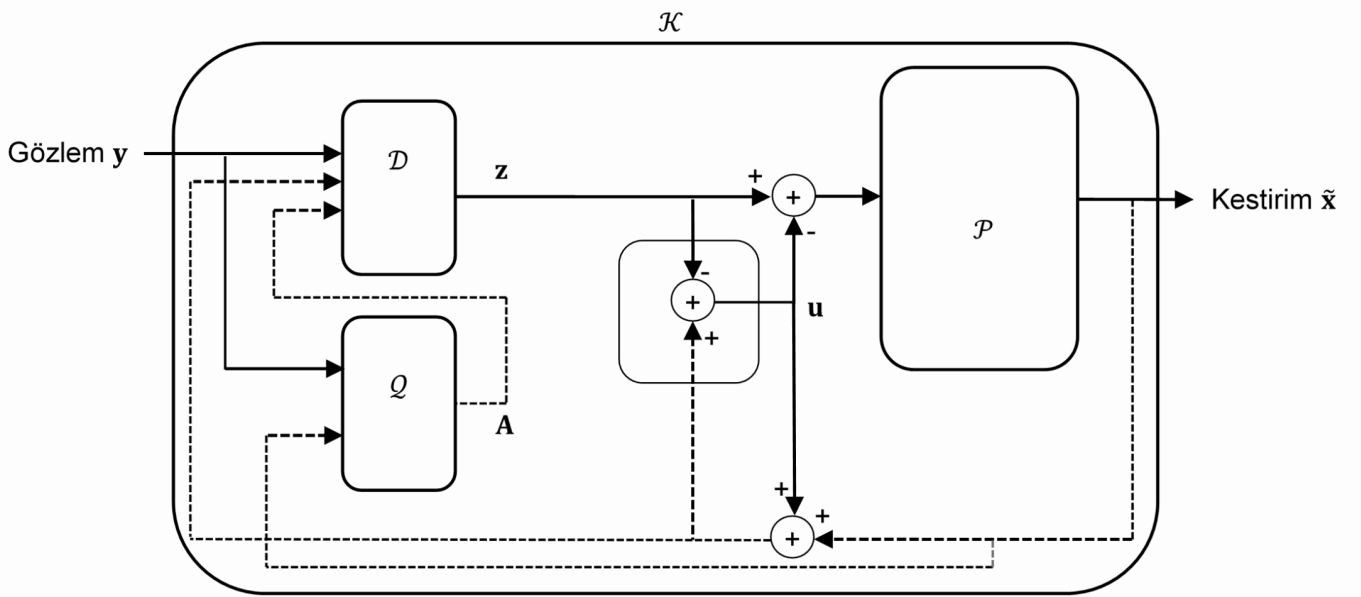
mimarilere, Şekil 1'deki yapı içerisinde, görüntü kestirim hatasını en azaltacak şekilde ince ayar (fine-tuning) verilmektedir. Bu adımdaki çalışmalar sonucunda ortaya çıkan çözüm mimarisinin ters problem modelinden bağımsız olması ve gözü kapalı problemlere uygulanabilir olması hedeflenmektedir. Bu yüzden kullanılan eğitim veri kümesinin, içinde farklı ters problemleri ve bozulum modellerini içeren geniş bir veri kümesi olmasına dikkat edilmektedir.

3. Eğitilen genel derin ağ mimarisi, çözülmek istenen her bir ters problem için, probleme özgü bir eğitim veri seti kullanılarak, transfer öğrenme yaklaşımı ile hızlı şekilde ince ayar verilerek ilgili probleme uyarlanmaktadır.

Görüntü/Video işlemede ters problemlerin derin öğrenme ile modelden bağımsız çözümü için bir yöntem olup özelliği;

- i. Girdi görüntüsü şok süzgecinden (Cho, S., Lee, S. 2009. "Fast Motion Deblurring", ACM Trans. Graph., 28(5), 145:1--145:8.) geçirilerek bozulum modelinin ilk kestiriminin elde edilmesi ve Girdi görüntüsüne, kestirilen modele göre geri çatma işlemi uygulanarak çöktür görüntüsünün ilk kestiriminin elde edilmesi,
- ii. Girdi görüntüsü, model kestirimi ve çöktür görüntüsünün kestirimi geri çatma işlemini gerçekleştiren derin ağa (D) sokularak düzenleme öncesi ara çöktür görüntüsünün elde edilmesi,
- iii. Ara çöktür görüntü düzenleme işlemini gerçekleştiren derin ağa (P) sokularak çöktür görüntüsünün kestiriminin güncellenmesi,
- iv. Girdi görüntü ve çöktür görüntüsünün kestirimi bozulum modelini kestiren derin ağa (Q) sokularak, bozulum model kestiriminin güncellenmesi,
- v. ii. adıma geri dönülmesi, güncellenen çöktür görüntü ve güncellenen bozulum modeli ile tüm adımların belli bir döngü sayısı kadar tekrarlanması

işlem adımları içermesidir.



Şekil-1