

**Makale
(Article)**

Bağımsız Bileşenler Analizi ile Video Görüntülerinden Öz Bilgilerin Çıkarılması

Sedat DOĞAN*, Halil AKINCI**

*Yrd. Doç. Dr., Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Harita Mühendisliği Bölümü, 55 139, Kurupelit, Samsun, sedatdo@omu.edu.tr

**Yrd. Doç. Dr., Artvin Çoruh Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Harita Mühendisliği Bölümü, 08 000, Seyitler, Artvin, hakinci@artvin.edu.tr

Özet

Sensörlerle ölçülen sinyallerin, birden çok sinyalin lineer kombinasyonundan oluştuğu düşünüldüğünde, ölçülen sinyal, lineer kombine olmuş sinyallerin bir karışımı olarak ele alınabilir. Bu durumda, ölçülen sinyalin birden çok kaynak sinyalden oluştuğunu söylemek mümkündür. Gerek kaynak sinyallerin, gerekse karışım sinyalinin doğası incelendiğinde; yeterli sayıda sensörle ölçülen aynı kaynak sinyallerin karışım sinyalinden ayrıştırılması mümkündür. Bu ayrıştırma sürecine “gizli kaynakların ayrıştırılması işlemi” (blind source separation) adı verilir. Dijital görüntülerin de, elektromanyetik sinyallerin ölçülmesi ile elde edildiği gerçeği gözönünde bulundurulursa, görüntüyü elde eden sensörlerin ölçtüğü sinyal karışımları ayrıştırılarak, görüntü ile ilgili öz (içkin=intrinsic) bilgiler taşıyan kaynak sinyalleri elde etmek mümkündür. Bir görüntü, ışığın nesnelerden düzgün (specular), dağınık (diffuse) ve ortam yansıması (ambient) şeklinde yansıyan bileşenlerinden oluşur. Halbuki sensörler, sensördeki her bir detektör yüzeyine gelen toplam ışığın enerjisini, belirli bir zaman aralığında, sensörün tepki fonksiyonu (response function) ile ağırlıklandırarak ölçer. Dikkat edilirse, buradaki toplam enerjinin hangi tür yansıma ile dedektöre ulaştığı konusunda herhangi bir bilgi bulunmamaktadır. Örneğin bu üç yansıma bileşeninin bir şekilde ayrı ayrı ölçülmesi mümkün olsaydı, o zaman aynı sahne ile ilgili üç ayrı görüntünün elde edilmesi gerekirdi ve bu üç ayrı görüntü de birbirinden farklı olurdu. Bu örnekteki bu üç ayrı görüntü bileşeni, fiziksel sensörün elde ettiği görüntünün öz bileşenleri (intrinsic components) olarak adlandırılabilir. Buna göre, birbirinden bağımsız bu üç bileşen, sinyal karışımı olarak düşünülen orijinal görüntüden ayrıştırılabilir. Öz görüntülerin elde edilmesi sayesinde; bilgisayarla görme konularından uzaktan algılamaya yeni birçok yaklaşımın geliştirilmesi mümkündür. Karışım sinyallerinin kendisini oluşturan bağımsız kaynak sinyallere ayrıştırılması işlemi, bağımsız bileşenler analizi ile (independent components analysis) gerçekleştirilebilir. Bağımsız bileşenler analizi, bağımsız bileşenler arasında doğaları gereği bulunması gereken bazı istatistiksel şartlar göz önüne alınarak gerçekleştirilir. Bu şartlar sayesinde, görüntülerle ilgili birçok problem, verilerle ilgili en az sayıda öncül bilgi ile veya hiç öncül bilgi gerekmeksizin otomatik olarak çözülebilmektedir.

Anahtar Kelimeler: Bağımsız bileşenler analizi, değişim belirleme, ICA, video görüntüleri, yansıma modelleri.

Extraction of the Intrinsic Images from Video Frames by Using Independent Components Analysis (ICA)

Abstract

When the signals measured by sensors are considered to be a linear combination of another a few signals, then the measured signals may be thought of a mixture of those combined source signals. In this case, it is possible to say that the measured signals are formed by the source signals more than one. If the natures of the both source and the mixture signals are investigated, it will be seen that if the mixture signals are obtained by the measurements of the sources with sufficient number of different sensors synchronously, the source signals may be extracted from the mixture in an inverse manner. This source extraction or separation process of the sources from the mixtures, are called “the blind source separation problem”. If the fact that the digital images are obtained by the measurement of the electromagnetic signals is considered, then the mixture of the measured electromagnetic signals namely the

Bu makaleye atıf yapmak için

Doğan S., Akıncı H., “Bağımsız Bileşenler Analizi İle Video Görüntülerinden Öz Bilgilerin Çıkarılması.” *Harita Teknolojileri Elektronik Dergisi* 2013, 5(1) 13-25

How to cite this article

Doğan S., Akıncı H., “ Extraction Of The Intrinsic Images From Video Frames By Using Independent Components Analysis (ICA).” *Electronic Journal of Map Technologies*, 2013, 5 (1) 13-25

image itself may be separated to its source signals which carry some important intrinsic information about the image. An image is physically formed by the three components of the light reflected from object surfaces: the specular, the diffuse and the ambient reflection components. On the other side, an imaging sensor element measures the total energy of the light incident upon its own surface within a finite time interval by weighting that energy with its response function. If noticed to this process, it is clear that there are no explicit information in the measured total energy regarding with the reflection components of the measured signals. In other words, if those three reflection components were possible to be measured separately, then there would be three measured images exist at the end of the measurement procedure. In this case, those three independent images(or components) might be called as “the intrinsic components” of the original image. According to this thinking approach, it is possible to extract those independent components from the original mixture image. The extracted intrinsic components may lead to novel approaches and models in a wide range of scientific areas from the computer vision to the remote sensing and to many others. The solution of the extraction problem of the source signals from the mixture signals is possible with the independent components analysis (ICA) techniques. ICA methods are implemented based on the statistical constraints which must exist between the independent components. By using those constraints, many image processing problems are possible to be solved without requiring any other prior information or with the least amount of some priors.

Keywords : Independent components analysis, change detection, ICA, video images, reflection models.

1. GİRİŞ

Bağımsız bileşenler analizi (BBA); çok değişkenli istatistiksel verilerin, sahip oldukları kendilerine özgü faktörler veya özelliklerinin bulunması için gerçekleştirilen bir analiz yöntemidir [1, 2]. Herhangi bir niteliğin sadece belli bir grup veriye ait olması demek, bu niteliklerin diğer veri gruplarında kesinlikle bulunmuyor olması demektir. Buna göre, birden çok farklı niteliğe sahip grupların, herhangi bir niteliğinin sadece bu gruba özgü bir nitelik olabilmesi için, bu özel niteliğin diğer niteliklerle bir ilişkisinin var olmaması yani diğerlerinden bağımsız olması gerekir. Burada bağımsızlıktan kastedilen şey istatistiksel bağımsızlıktır. Niteliklerin birbirlerinden bağımsız olabilmeleri için bunların hem korelasyonsuz olması hem de ayrı nitelikler olması gerekir. Bu bağımsızlık özellikleri şu haliyle, sadece niteliklerin farklı nitelikler olduğunu gösterir; bunların sadece bir gruba ait olan özgün nitelikler olduğunu göstermez. Öyleyse, bu bağımsız niteliklerin aynı zamanda bir gruba özgü nitelikler de olduğunu ifade edecek başka bir özelliğin bilinmesine de gereksinim vardır.

Kendine özgü niteliklere sahip iki ayrı veri grubu düşünülürse, bu veri gruplarının her birisine özgünlük kazandıran özgün değerlerin, bu grupları özgün yapacak düzeyde kendilerini grup verilerinin dağılımında fark ettirmesi bunun için de göze hemen çarpacak şekilde marjinal davranışlara sahip olması gerekir. Tekdüze davranışlara sahip olağan bir grubun özgün niteliklere sahip olduğu söylenemez. Çünkü, o haliyle sahip olduğu nitelikler hemen hemen her grubun zaten sahip olduğu niteliklerdir. Olağan niteliklere sahip bir veri grubunun istatistiksel dağılımı, normal (olağan) dağılım fonksiyonu ile ifade edilir. Bir veri grubunun istatistiksel dağılımı normal dağılımdan ne kadar uzaksa, o grubun o kadar fazla özgün niteliklere sahip olduğu söylenebilir. Bu tespiti göre BBA, hem bağımsız niteliklere sahip hem de normal dağılımdan oldukça uzak faktörlerin belirlenmesi için kullanılan bir analiz yöntemi olarak da düşünülebilir.

BBA çok farklı alanlarda kullanılmaktadır. İlk uygulama alanlarından birisi, kokteyl partisi problemi olarak adlandırılan ve bir kokteyl partisinde konuşan insanların ve arka fonda çalan müziğin seslerinin birbirinden ayrıştırılmasını sağlamayı amaçlayan uygulamadır. Kokteyl salonunda birden çok sayıda ve farklı yerlere konulan mikrofonların kaydettiği sinyaller ayrıştırılarak problem çözülmemektedir [1-3].

Benzer şekilde, elektrotlarla ölçülen EEG sinyallerinin ayrıştırılmasıyla, hangi sinyal tiplerinin hangi sinirden yayıldığını bulmak için de BBA kullanılmaktadır. Bu sayede insan vücudunun nörolojik özellikleri daha iyi anlaşılmakta ve nörolojik patolojilerin tedavisi daha etkin bir şekilde planlanmakta ve uygulanmaktadır [1].

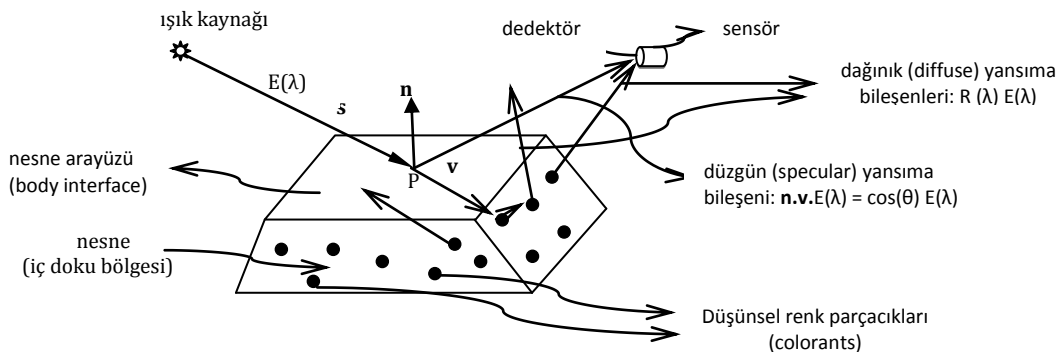
Uzaktan algılamada değişim belirleme, görüntü işleme uygulamalarında nesne çıkarma ve bölge bölümlendirme gibi birçok farklı alanda yine BBA kullanılmaktadır. Örneğin, aynı sahnenin polarize filtreler kullanılarak farklı polarizasyon durumlarına sahip resimlerinin çekilerek bu resimlerden görüntülenen sahnenin aydınlatma ve sahneden dağınık şekilde yansıyan ışığın yansıma bileşenlerinin ayrıştırılması problemi BBA ile çözülmüştür [4] [5] [6] [7].

Bu makalede ise, video görüntüleri kullanılarak bu görüntülerin kaynağı olan sahnedeki ışığın düzgün (specular) ve dağınık (diffuse) yansıma bileşenlerinin BBA ile ayrıştırılması amaçlanmıştır. Önerilen yaklaşım, ilk basit haliyle bile problemi etkin bir şekilde çözebilmektedir. Makalenin içeriği, birbirinden doğaları gereği çok farklı iki konuyla (ışık-nesne-gözlemci fiziği ve BBA analizi) ilişkilidir. Bu nedenle önerilen çözümün anlaşılabilmesi için her iki konunun da iyice anlaşılması gerekmektedir. Bu nedenle bir sonraki bölümde öncelikle BBA ve yansıma fiziği arasındaki ilişki önerilen yöntem bağlamında açıklanacak, sonraki bölümlerde ise önerilen yöntemin matematik modeli örnek uygulamayla anlatılacaktır.

2.YANSIMA MODELİ ve BAĞIMSIZ BİLEŞENLER ANALİZİ

Bir görüntünün elde edilebilmesi için en az bir ışık kaynağına ve gözlemci sensörlere ihtiyaç vardır. Kaynağından $E(\lambda)$ spektral güç dağılım fonksiyonu (spectral power distribution function, SPD) ile yola çıkan ışık ışınları, nesne yüzeyine çarpar ve oradan yansıyan ışınlar sensör detektörlerine ulaşır. Burada λ , dalga boyunu ifade etmekte ve teorik olarak dalgaboyunun $\lambda \in [-\infty, \infty]$ aralığında değer aldığı varsayılmaktadır. Nesne yüzeyine ulaşan ışık ışınları, yüzeyin mikroskobik yapısı ve yüzey materyaline bağlı olarak yüzeyle iki farklı etkileşim gerçekleştirirler. Bu iki etkileşim; arayüz etkileşimi ve nesne etkileşimi olarak adlandırılır (Şekil 1) [8] [9].

İki bileşenli yansıma modelinde, ışık kaynağından nesne yüzeyine gelen ışık ışınları yüzeye geliş açıları ($\mathbf{n}, \mathbf{s}$) ve yüzeyin mikroskobik düzeydeki pürüzlülük yapısına bağlı olarak iki ayrı bileşene ayrılır. Ya geliş açısına göre herhangi bir spektral değişime uğramadan sadece şiddeti azalarak geriye yansır veya yüzey materyalinin özelliklerine bağlı olarak nesne içerisine girer. Nesne içerisine giren ışık, orada bir renk parçacığına çarpar ve tekrar yansır. Bu olay, ışık ışını arayüzden dışarıya çıkıncaya kadar sürer. Bu süreçte yüzey içerisine P noktasından giren bir ışının yüzeyin hangi noktasından geri çıkacağı bilinemez. Bu tamamen rastgele bir süreçtir. Diğer taraftan, nesne içerisinde ışığın her bir parçacıkla çarpışması sırasında enerjisi azalacağı için dalga boyu da artarak değişir [8] [10].



Şekil 1. İki bileşenli yansıma modeli (dichromatic reflection model).

Burada; P nesne noktası, $\mathbf{n}$ yüzey normali, $\mathbf{s}$ ışık kaynağının yönü, $\mathbf{v}$ gözlemci sensörün yönü $\|\mathbf{s}\| = \|\mathbf{n}\| = \|\mathbf{v}\| = 1$.

Işığın enerjisindeki değişim, nesnenin materyal özelliklerine bağlı olarak gerçekleşir ve buna nesnenin spektral seçicilik özelliği adı da verilir. Bu durumun teorik olarak açıklanmasına yardımcı olması amacıyla, seçme işleminin nesne içerisinde var olduğu düşünülen parçacıklar sayesinde gerçekleştiği varsayılır. Bu parçacıklara, nesneye rengini veren anlamına gelen *colorant* veya *renk parçacıkları* adı verilir [9, 11]. Nesneye hangi açıdan bakılırsa bakılsın nesnenin görünen rengi insan gözü tarafından hep aynı görülür. Buna göre, nesnenin renkli görünmesine neden olan ve renk parçacıklarından yansiyarak nesnenin dışına düzensiz ve dağınık yönlerde çıkan ışık ışınlarına dağınık yansıma ışınları ve bu yansıma olayına da dağınık yansıma (diffuse reflection) adı verilir. Dağınık yansıyan ışık ışınlarının hepsinin spektral güç dağılımlarının (SPD fonksiyonlarının) birbirine eşit olduğu varsayılabilir, zira öyle olmasaydı farklı açılardan bakıldığında nesnenin farklı renklerde görülmesi gerekirdi. Elbette bütün dağınık yansıyan ışınların hepsinin gerçekte SPD fonksiyonları bire-bir aynı olamaz ancak bunların aynı olduğunu düşünmek yansıma olayının daha basit bir modelle ifade edilmesini kolaylaştırır [12]. Bu varsayımın sonucunda, dağınık yansıma bileşeni gözlem geometrisinden bağımsız bir fonksiyon olarak ele alınabilir. Nesnenin spektral seçme özelliği $R(\lambda)$ ile gösterilen ve yüzeyin yansıtma fonksiyonu olarak adlandırılan spektruma bağlı bir fonksiyonla ifade edilir. Bu fonksiyon aslında, dağınık yansıyan ışınların SPD fonksiyonunun gelen ışığın SPD fonksiyonuna (yani ışık kaynağının SPD fonksiyonuna) oranını ifade eden bir fonksiyondur. Bu nedenle bu oranın değerine nesnenin spektral yansıtma katsayısı dendiği de görülür.

Şekil 1 dikkatle incelenirse, düzgün yansıyan ışınların (specular reflected light), doğrudan nesne arayüzünden geriye yansıdığı, başka bir ifadeyle nesnenin iç dokuları ile hiçbir etkileşime girmeden yansıdığı; dolayısıyla bu yansımanın sadece gözlem geometrisine bağlı olarak gerçekleştiği görülmektedir. Burada kısaca anlatılan süreçleri matematiksel olarak ifade edebilmek için düzgün yansıma bileşeni C_s ve dağınık yansıma bileşeni de C_b vektörleri ile ifade edilsin ($C_s, C_b \in \mathbb{R}^3$). Bu ifade de C sembolü renk (color) anlamında kullanılmıştır. Alt indisler s ve b ise sırasıyla düzgün (specular) ve dağınık ya da nesne içerisinden yansıyan anlamında (body) sözcüklerinin baş harfleri olup yüzeyden yansıyan ışığın düzgün ve dağınık yansıma bileşenlerini ifade etmektedir. Burada bu iki bileşenin ikisi de spektruma bağlı olduğundan, bunların SPD fonksiyonları insan gözü veya kamera sistemleri tarafından renkli görünecektir. Bu gerçeği ifade etmek ve biraz daha sonra bu bileşenlerin renk bilgilerini de matematiksel olarak açıklayabilmek için düzgün ve dağınık yansıma bileşenleri renk vektörleri olarak ifade edilmiştir. Buna göre, düzgün ve dağınık yansıma bileşenlerinin bağlı olduğu bağımsız parametreleri de ifade etmek için sırasıyla $C_s(\mathbf{n}, \mathbf{s}, \mathbf{v}, \lambda)$ ve $C_b(\mathbf{n}, \mathbf{s}, \mathbf{v}, \lambda)$ gösterimleri kullanılabilir. Gerçekte dağınık yansıma bileşeni de, etkisi çok az olmakla birlikte gözlem geometrisine bağlıdır. Ancak bu etkinin önemsiz olması nedeniyle, dağınık yansımanın homojen olduğu varsayımı yukarıdaki bölümlerde anlatıldığı üzere kabul edildiğinde, dağınık yansıma bileşeni, $C_b(\lambda)$ şeklinde geometriden bağımsız olarak ifade edilebilir. Enerjinin korunumu yasasına göre, bir yüzey noktasına gelen ışığın enerjisi, yansıyan bileşenlerinin enerjilerinin toplamına eşit olmalıdır. Yani;

$$E(\lambda) = C_s(\mathbf{n}, \mathbf{s}, \mathbf{v}, \lambda) + C_b(\lambda) \quad (1)$$

olmalıdır [9, 13]. Burada λ , ışık kaynağından yayılan ışığın dalgaboyunu, $\mathbf{n}, \mathbf{s}, \mathbf{v}$ ise şekil 1.'de gösterilen gözlem geometrisindeki yönleri ifade eden birim vektörlerdir. $C_s = \mathbf{n} \cdot \mathbf{v} \cdot E(\lambda) = \cos(\theta) \cdot E(\lambda)$ olduğu için bu geometrik ilişkide $\cos(\theta)$, gelen ışığın sadece şiddetini azaltan ancak SPD fonksiyonunu hiç değiştirmeyen bir geometrik ölçek katsayısı gibi düşünülebilir. Bu durumda (1) eşitliği,

$$E(\lambda) = \alpha_s C_s(\lambda) + C_b(\lambda) \quad (2)$$

şeklinde yeniden yazılabilir. Bu sayede, $\alpha_s \in \mathbb{R}^3$ geometrik ölçek vektörü kullanılarak C_s bileşenini geometriden bağımsız hale getirmek mümkündür. Benzer şekilde, $C_b(\lambda) = E(\lambda) \cdot R(\lambda) \mid (R(\lambda) \in \mathbb{R}^3)$ olduğu için ve $R(\lambda)$ spektral yansıtma oranı da nesnenin materyal yapısına bağlı olduğundan ve aynı nesne içerisindeki bütün noktalar için bu oranın eşit olduğu varsayıldığı için, spektral yansıtma oranı

$R(\lambda)$ vektörü de başka bir ölçek katsayısı olarak ele alınabilir. Ancak bu ölçek geometrik değil, yansıma ölçeği olarak düşünülür. Burada dikkat edilirse, $R(\lambda)$ nesnenin spektral seçiciliğine özdeştir. Spektral seçicilik dalgalılarına göre değiştiği için bu seçimin sonucunda nesnenin renkli görünmesini sağlayacak ışıktaki SPD değişimleri $R(\lambda)$ vektörünün üç tane ölçek bileşeniyle ifade edilebilir. Buna göre (2) eşitliği (3) eşitliği şeklinde yeniden yazılabilir [9, 11].

$$E(\lambda) = \alpha_s C_s(\lambda) + \beta_b C_b(\lambda) \quad (3)$$

Bu son (3) eşitliğine *iki bileşenli yansıma modeli (dichromatic reflection model)* adı verilir. Burada dikkat edilirse; ışık kaynağının SPD fonksiyonu $E(\lambda)$, $C_s(\lambda)$ ve $C_b(\lambda)$ düzgün ve dağınık yansıma bileşenlerinin lineer kombinasyonlarından oluşmaktadır. Bu gerçek göz önünde tutularak, sensörlerin kendilerine ulaşan elektromanyetik enerjiyi nasıl ölçtüğü ve renkleri nasıl oluşturduğu konusunun açıklanması gerekir. Bu sayede, (3) eşitliğindeki fonksiyonların λ dalgalı boyu ile temsil edilen spektruma bağılıklarının durumu açık bir şekilde ifade edilebilir.

2.1. Dijital Görüntülerde Renklerin Elde Edilişi

Renk kavramı aslında sadece insanlara özgü bir öznel kavram olup renk deneyiminin ortaya çıkmasının nedeni, insan gözünde bulunan retinadaki renk pigmentlerinin varlığıdır. Bu pigmentler S, M, L renk konileri veya renk pigmentleri olarak adlandırılan üç farklı tipe ayrılırlar. Görünür spektrumun kısa dalgalı boyulu elektromanyetik enerjilerine tepki veren pigmentler kısa dalga (short wavelength) ifadesinin kısaltması ile S, orta dalgalı boyulu elektromanyetik enerjilerine duyarlı olan pigmentler M (medium wavelength) ve uzun dalgalı boyulu enerjilerine duyarlı olan pigmentler de L (long wavelength) renk konileri olarak adlandırılmıştır. S, M, L renk konilerinin her birisi, pigmentlere gelen elektromanyetik enerjinin sadece kendi duyarlı oldukları aralığın enerjisini ölçerler [9, 14]. Daha sonra, ölçtükleri enerjilerin sayısal değerlerini beyne gönderirler ve insan beyni de bir şekilde bu ölçüleri işleyerek renk izlenimini oluşturur. Her bir pigment türünün kendisine gelen $E(\lambda)$ enerjisine sahip ışık ışınlarına nasıl tepki verdiğini ifade etmek için bu pigmentlerin spektruma bağılı olarak şekillenen tepki davranışları SPD fonksiyonları şeklinde ifade edilebilir. Bu amaçla CIE, 1931 yılında renk eşleştirme fonksiyonları adı verilen ve S, M, L pigmentlerinin SPD fonksiyonlarına özdeş olan eşleştirme fonksiyonlarını standart olarak tanımlamıştır. Bu ilk standardın bazı sorunları ve bunların güncellenerek yeni standartların nasıl tanımlandığı vb. gibi konular [14-16] kaynaklarında detaylıca anlatılmıştır.

Bir sensör sistemi, kendisine ulaşan enerjiyi, dedektörlerinin tepki fonksiyonlarından (duyarlılık fonksiyonları da denir) geçirerek ölçer. Buna göre S konilerinin duyarlı olduğu ve mavi olarak adlandırılan spektral aralığa duyarlı olan tepki fonksiyonu $S_B(\lambda)$, M konilerinin duyarlı olduğu yeşil aralığa duyarlı olan tepki fonksiyonu $S_G(\lambda)$ ve kırmızı bölgeye duyarlı L konilerinin tepki fonksiyonu da $S_R(\lambda)$ ile gösterilsin. Sensörlerin tepki fonksiyonlarından geçen ışık enerjisi, daha sonra renk eşleştirme fonksiyonlarından da geçirilerek, 3 tane dedektörün ölçtüğü ve bir pikselin rengini oluşturan R, G, B (red, green, blue) renk bileşen değerleri elde edilir. Bu sürecin detayları ve renk uzayları ile ilgili bilgiler için [11, 13, 16] kaynaklarına başvurulabilir.

Yukarıda son derece özet şekilde anlatılan sürece göre, bir renkli görüntüdeki bir pikselin rengi; bileşenleri C_R, C_G, C_B olan bir C renk vektörü ile ifade edilebilir. Bu gösterime göre (3) eşitliği, sensör tepki fonksiyonları ile aşağıdaki gibi yeniden yazılabilir: [13]

$$C(\lambda) = \int_{\lambda} E(\lambda) S_i(\lambda) d\lambda \quad (4)$$

Burada $\lambda \in [\approx 380, \approx 730]$ nm., $E(\lambda)$ sensöre ulaşan ışığın SPD fonksiyonu, $S_i(\lambda)$ i=R, G, B olmak üzere sensörün tepki fonksiyonları, $C(\lambda)$ ise sensörün ölçtüğü pikselin renk vektörüdür. (4) eşitliği, düzgün ve dağınık bileşenler cinsinden yazılırsa;

$$\mathbf{C}(\lambda) = \begin{bmatrix} C_R \\ C_G \\ C_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \int_{\lambda} [\alpha_R C_{s,r}(\lambda) + \beta_R C_{b,r}(\lambda)] S_R(\lambda) d\lambda \\ \int_{\lambda} [\alpha_G C_{s,g}(\lambda) + \beta_G C_{b,g}(\lambda)] S_G(\lambda) d\lambda \\ \int_{\lambda} [\alpha_B C_{s,b}(\lambda) + \beta_B C_{b,b}(\lambda)] S_B(\lambda) d\lambda \end{bmatrix} \quad (5)$$

elde edilir. Integral, lineer bir operatör olduğu için

$$\mathbf{C}(\lambda) = \boldsymbol{\alpha} \int_{\lambda} \mathbf{C}_s(\lambda) S_i(\lambda) d\lambda + \boldsymbol{\beta} \int_{\lambda} \mathbf{C}_b(\lambda) S_i(\lambda) d\lambda \quad (6)$$

yazılabilir. Buradan da daha açık bir ifadeyle

$$\mathbf{C}(\lambda) = \begin{bmatrix} C_R \\ C_G \\ C_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_R & 0 & 0 \\ 0 & \alpha_G & 0 \\ 0 & 0 & \alpha_B \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C_{s,r} \\ C_{s,g} \\ C_{s,b} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \beta_R & 0 & 0 \\ 0 & \beta_G & 0 \\ 0 & 0 & \beta_B \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C_{b,r} \\ C_{b,g} \\ C_{b,b} \end{bmatrix} \quad (7)$$

yazılabilir. Bu son eşitlikte $\mathbf{C}(\lambda)$, pikselin renk vektörüdür ve sensörün ölçtüğü bir pikselin (R,G,B) renk bileşenlerini ifade etmektedir. $C_{s,r}$, $C_{s,g}$, $C_{s,b}$ sensörün ölçtüğü bu pikselin bilinmeyen düzgün (specular) yansıma bileşeninin renk bileşenlerini ve $C_{b,r}$, $C_{b,g}$, $C_{b,b}$ ise aynı pikselin bilinmeyen dağınık (diffuse ya da body) yansıma bileşeninin renk bileşenlerini ifade etmektedir. Eşitlikteki α_i , β_i ($i = R,G,B$) terimleri ise sırasıyla geometrik ölçek ve yansıtma oranı ölçekleridir. Her bir renk bileşeni, karşılık gelen dedektör tipi ile ölçüldüğü için ve bu dedektörler sensörde farklı geometrik konumlarda bulunduğu için her renk bileşeninin (dolayısıyla dedektörün) geometrileri farklıdır. Bu durumda, kapalı bir şekilde dağınık yansıma bileşeninin geometriye bağlılığı da ifade edilmiş olmaktadır. Bu da varsayılan modelin teorik açıdan tutarlı olduğunu göstermektedir. En son olarak (7) eşitlikleri aşağıdaki gibi daha açık yazılırsa, BBA analizi ile bilinmeyenlerin hesaplanabileceği daha kolay görülecektir. Çünkü aşağıdaki (8) eşitlikleri, bir BBA problemi ile özdeşir.

$$\begin{aligned} C_R &= \alpha_R C_{s,r} + \beta_R C_{b,r} \\ C_G &= \alpha_G C_{s,g} + \beta_G C_{b,g} \\ C_B &= \alpha_B C_{s,b} + \beta_B C_{b,b} \end{aligned} \quad (8)$$

(8) eşitliğine dikkat edilirse C_R , C_G ve C_B renk bileşenlerinin her birisi bu önerilen yaklaşıma göre, düzgün yansıma renk bileşenleri ile dağınık yansıma renk bileşenlerinin lineer kombinasyonlarıdır. Bu aşamada artık C_s ve C_b düzgün ve dağınık yansıma bileşenlerinin bulunması problemi (8) eşitliği şeklinde açıkça ortaya konmuştur. Yukarıdaki eşitliklerde toplam 12 tane bilinmeyen parametre vardır ve buna karşılık sadece 3 tane bağımsız denklem vardır. Bu 12 tane bilinmeyen için bağımsız bileşenler analizi kullanılabilir. Bilinmeyenlerin çözümü için bu çalışmada izlenen yaklaşımın daha kolay anlaşılabilmesi için sonraki bölümde kısaca BBA problemi anlatılacak, ondan sonraki bölümde de önerilen çözüm yaklaşımı örnek uygulamayla birlikte anlatılacaktır.

2.2. Bağımsız Bileşenler Analizi

BBA modelini tanımlamak için istatistiksel “doğrudan ölçülemeyen değişkenler veya dolaylı değişkenler modeli (latent variables model)” kullanılabilir. $x_1, \dots, x_n$ ile gösterilen n tane rastgele değişken ölçülmüş olsun. Bu ölçülen değişkenler, $s_1, \dots, s_n$ gibi başka n tane ölçülemeyen rastgele değişkenin lineer kombinasyonlarından oluşmuş olsun. Bu durum matematiksel olarak aşağıdaki (9) eşitliği ile ifade edilebilir: [1, 2]

$$x_i = a_{i1}s_1 + a_{i2}s_2 + \dots + a_{in}s_n, \quad i = 1, \dots, n \quad (9)$$

Burada, a_{ij} , $i, j = 1, \dots, n$ olmak üzere herhangi reel katsayılardır. BBA'nın tanımı gereği bütün s_i 'ler istatistiksel olarak birbirlerinden bağımsızdır. (9) eşitliği, temel BBA modeli olarak adlandırılır. Bu model, ölçülen rastgele değişkenlerin, bir karıştırma işlemi ile bağımsız s_i bileşenlerinin birbirine karıştırılması sonucunda oluşmuş istatistiksel bir süreçmiş gibi düşünülebilir. Buradaki s_i bağımsız bileşenleri doğrudan ölçülemeyen dolaylı değişkenlerdir (latent variables). a_{ij} karıştırma katsayıları da bilinmezler. (9) eşitliğinde bilinenler sadece x_i rasgele değişkenleridir. BBA'nın amacı, sadece bilinen x_i ölçülerini kullanarak bilinmeyen a_{ij} karıştırma katsayılarını ve s_i bağımsız bileşenlerini bulmaktır. Bu amaçla kullanılacak kestirim yaklaşımının mümkün olduğunca genel varsayımlara dayalı olarak ortaya konması gerekir.

BBA modeli, “gizli katmanların ayrıştırılması (blind source separation, BBS)” yöntemiyle yakından ilişkilidir [3]. BBA'daki bağımsız bileşenlere “kaynak sinyaller” adı verilirse, BBA modeli BSS modeli ile özdeş olur. (9) eşitliği matris-vektör gösterimi ile yeniden yazılırsa, lineer cebirin analitik doğası sayesinde, problem üzerinde analitik yorumlar yapmak ve problemi incelemek daha kolay olur. Buna göre (9) eşitlikleri;

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s} \quad (10)$$

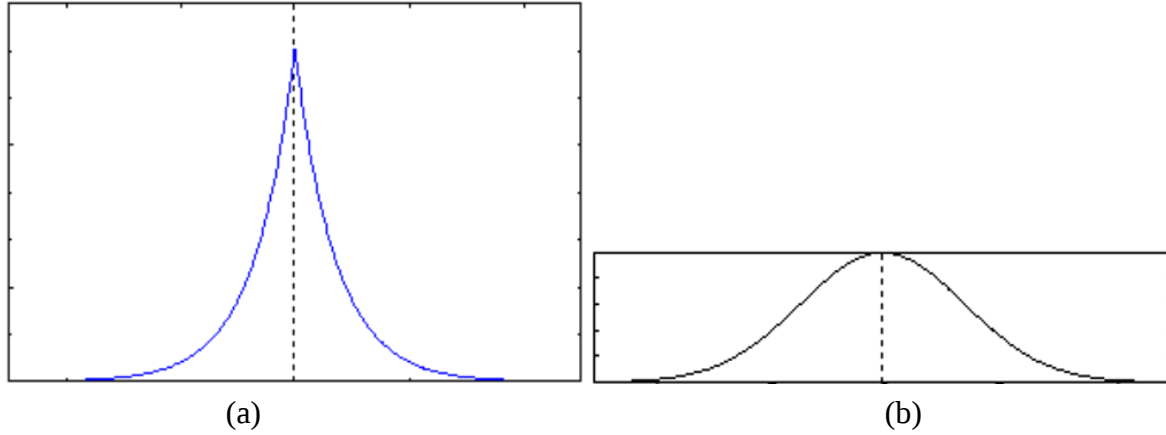
şeklinde yazılabilir. Burada $\mathbf{x}$ vektörü; elemanları $x_1, \dots, x_n$ olan rastgele bir vektördür. Başka bir ifadeyle, bu vektörün bileşenleri karışım sinyalleridir. $\mathbf{s}$ vektörü ise elemanları $s_1, \dots, s_n$ olan ve kaynak sinyalleri ifade eden rastgele vektördür. Elemanları a_{ij} olan $\mathbf{A}$ matrisi ise “karıştırma matrisi (mixing matrix)” olarak adlandırılır.

BBA modelinin çözülebilmesi için bazı koşulların ileri sürülmesi gerekir. Bu sayede her yeni koşul, eksik yapı (9) ve (10) eşitliklerini koşullar arasında sınırlandırarak, sonlu bir çözüm uzayının oluşturulmasını sağlar. BBA için aşağıdaki koşulların gerçekleşmesi gerektiği varsayılır: [1]

- Bağımsız bileşenler, birbirlerinden istatistiksel olarak karşılıklı bağımsızdır.
- Bağımsız bileşenlerin dağılımları normal dağılımdan çok farklıdır. (Normal dağılımdan çok farklı olan dağılımlar, kurtosis değerlerinin işaretlerine göre süper-gaussian veya sub-gaussian olarak adlandırılırlar).
- Karıştırma matrisi, pozitif tanımlı kare matristir. (Genel BBA problemlerinde matrisin kare matris olma koşulu çoğunlukla sağlanmaz. Ancak ölçü vektörleri, ana bileşenler dönüşümü veya alt uzay kestirim yöntemleri kullanılarak, alt vektör uzaylarına izdüşürülebilir. Bu alt uzaya izdüşüm işlemi, karıştırma matrisi kare matris olacak şekilde gerçekleştirilir. Alt uzaya izdüşüm işlemi, matris veya vektörün rangının azaltılması işlemine karşılık gelir).

Bu üç koşulu sağlayacak şekilde bir optimizasyon tekniği ile bilinmeyenler bulunabilir. Optimizasyon için bir amaç fonksiyonu tanımlanır ve koşullarla birlikte bu fonksiyon optimize edilerek bilinmeyenlerin kestirimleri elde edilir. Amaç fonksiyonu olarak farklı metrik ölçütler kullanılabilir. Bu çalışmada amaç fonksiyonu, kaynakların dağılım fonksiyonlarını maksimum düzeyde normal dağılımdan uzaklaştıracak şekilde tanımlanmıştır. Bu amaçla metrik olarak dağılımların kurtosis ölçütü kullanılmıştır. Kaynak sinyallerin dağılım fonksiyonlarının pozitif ve maksimum kurtosisine sahip olması gerektiği koşulu ile optimizasyon yapılmıştır. Başka bir ifadeyle, kaynak sinyallerin dağılım fonksiyonlarının süper-gaussian olması koşulu amaç fonksiyon olarak seçilmiştir. Optimizasyon için bilinmeyen kaynak sinyallerin dağılım fonksiyonlarının öncül bilgisine ihtiyaç vardır. Kaynak sinyaller bilinmediği için bunların dağılım fonksiyonları da bilinmez. Ancak, bunların dağılım fonksiyonlarının süper-gaussian olması gerektiği biliniyor. Buna göre, bilinmeyen kaynak sinyallerin dağılım fonksiyonlarını temsil etmek için süper-gaussian fonksiyonlara benzeyen bir fonksiyon öncül dağılım fonksiyonu olarak kullanılabilir. Bunun için

bu çalışmada, bilinmeyen kaynak sinyallerin öncül dağılım fonksiyonu olarak Laplace fonksiyonu model olarak alınmıştır. Bunun yerine, yine davranışları super-gaussian fonksiyonlara benzeyen başka fonksiyonların kullanılması da mümkündür. Şekil 2.'de, bir Laplace fonksiyonu ile Gauss fonksiyonu birlikte gösterilmiştir.



Şekil 2. (a) Super-gaussian Laplace fonksiyonu ve (b) Gauss fonksiyonu.

Şekil 2.'deki her iki fonksiyonun ortalama ve standart sapmaları aynıdır. Dikkat edilirse, Laplace fonksiyonu ortalama civarında dar bir bölgeye yığılmıştır. Bir dağılımın kurtosis değeri ne kadar büyükse o dağılım normal dağılımdan o büyüklük oranı kadar daha uzaktır. Bu nedenle, bu çalışmada önerilen yaklaşımda, kaynak sinyallerin öncül dağılımları olarak kabul edilen Laplace fonksiyonlarının kurtosis değerlerini maksimum yapan kaynak sinyaller ve karıştırma katsayıları hesaplanmıştır. Bir y rasgele değişkeninin kurtosisi [1];

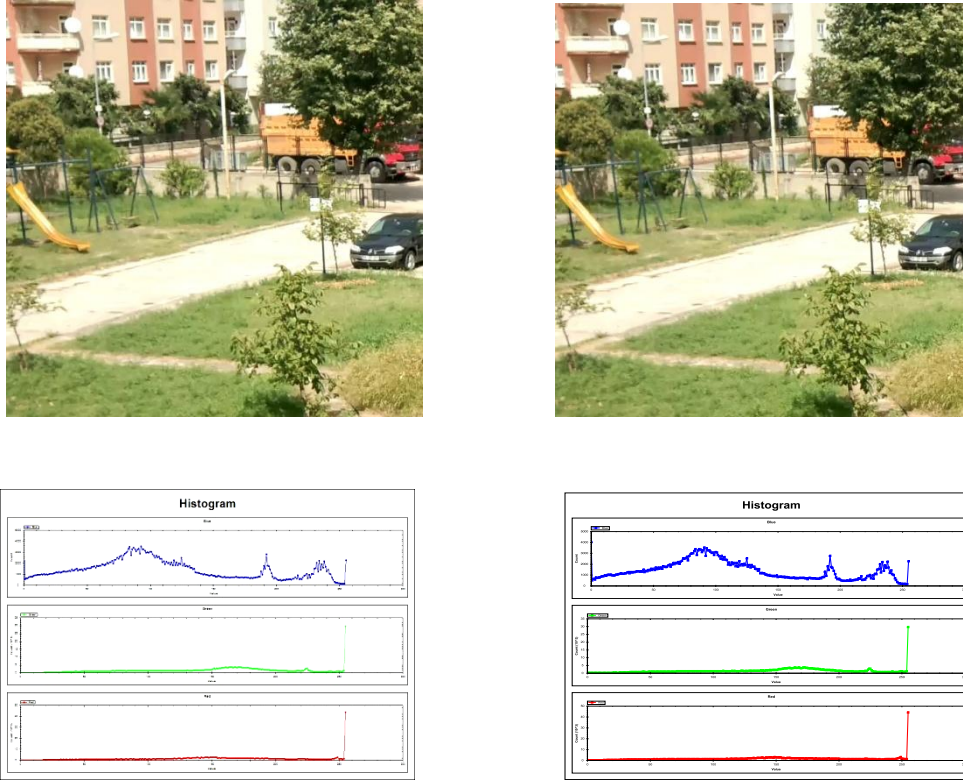
$$kurtosis(y) = E\{y^4\} - 3(E\{y^2\})^2 \quad (11)$$

şeklinde tanımlanır. Burada $E\{.\}$ ifadesi, ümit değer operatörüdür. (11) eşitliği ile hesaplanan kurtosis değerini maksimum yapmak için iteratif gradyen artırma (gradient ascent) algoritması kullanılmıştır. Bu algoritmayla optimizasyon probleminin nasıl çözüleceği konusunun detayları, optimizasyon kitaplarında anlatılmaktadır. Örneğin [17] bu konuları detaylıca açıklamıştır. Bu makalede, sayfa azlığı da hesaba katılarak optimizasyonla ve BBA ile ilgili daha fazla detay anlatılmamıştır. Bütün bu optimizasyon işlemlerinin yapılabilmesi için yazarlar tarafından Microsoft Visual Studio 2010 C# programlama dilinde bir yazılım geliştirilmiştir. Söz konusu yazılım, görüntülerden gerekli bilgilerin çıkarılıp öz görüntülerin elde edilmesi ve bunların görüntülenmesi için gereken bütün fonksiyonlara da sahip olacak şekilde hazırlanmıştır. Sonraki bölümde, önerilen yaklaşımın kullanıldığı gerçek bir uygulama anlatılmıştır.

3. UYGULAMA: GÖRÜNTÜLERİN YANSIMA BİLEŞENLERİNİN BULUNMASI

Bu bölümde, örnek olarak güneşli bir günde, sabit duran video kamera ile elde edilen sahne görüntülerinin yansima bileşenleri ayrıştırılmıştır. Görüntüler saniyede 30 çerçeve örnekleyebilen yani, örnekleme hızı 30 fps olan bir kamera ile çekilmiştir. Bu durumda, her 33 milisaniyede bir görüntü elde edilmektedir. Şekil 3'de, çekilen video görüntülerinden alınmış ardışık iki tane çerçeve görüntüsü ve görüntülerin altlarında da histogramları görülmektedir. Dikkat edilirse resimdeki sahne sanki sarı renkli bir ışık ile aydınlatılmış gibidir. Hava güneşli olduğu için, bütün renklerde sarı renk izlenimi baskın bir şekilde göze çarpmaktadır. Yeşil renkli ağaç yapraklarında da parlak şekilde sarıyı andıran bir yansima görülmektedir. Bu haliyle görüntüler üzerinde yapılacak üst düzeyli analizler için orijinal görüntülerin piksel değerleri kullanılırsa, analizlerin büyük olasılıkla yanlış sonuçlar vereceği açıktır. Eğer bu görüntüler normal bir ışık ortamında çekilseydi, bu sarı tonlu renk izlenimleri oluşmamalıydı. O zaman, yeşil renkli yapraklar olabildiğinde saf yeşil renkte görünmeliydi. Bu durum farklı renklerdeki

nesneler için de geçerlidir. Her bir nesnenin, normal şartlarda (beyaz ışık altında) olması gerektiği renkte görünmesi gerekir.



Şekil 3. Ardışık iki video çerçeve görüntüsü ve bunların R,G,B bandlarının histogramları. (Orijinal ham görüntüler).

Resim çekim anında, özellikle doğal görüntülerin çekilmesi durumunda, mevcut aydınlatma şartlarına müdahale edilemez. Kamera sensörlerine de herhangi bir müdahale mümkün olamaz. Öyleyse bu olumsuz ışık şartlarında elde edilen görüntülerden, olabildiğince ideal durumdaki olması gereken görüntülerinin elde edilmesi için uygun bir şekilde görüntüler işlenmelidir. Bu çalışmada geliştirilen ve BBA modeline dayanan yaklaşım bu amaç için önerilmiştir. (8) eşitlikleri ile verilen yansıma modelinin BBA problemi ile özdeş olduğu daha önce ifade edilmiştir. Bu eşitliklerde 12 tane bilinmeyene karşılık, bilinen ölçülerle yazılmış sadece 3 tane bağımsız denklem vardır. Problemi çözmek için izlenen yaklaşım aşağıdaki bölümde anlatılmıştır.

3.1. Video Görüntüleri için BBA Modelinin Çözümü

Hesaplama için ardışık iki görüntü çerçevesi kullanılarak iki çerçeve için bir çift öz görüntü bileşeni hesaplanmaktadır. Buna göre, şekil 3.'deki gibi ardışık iki görüntü kullanılarak sahnenin düzgün (speküler) yansıma bileşeni ile dağınık (diffuse) yansıma bileşeni elde edilmektedir. İki çerçeve arasında 33 milisaniye gibi çok kısa bir zaman aralığı bulunduğu için bu kısa sürede sahnede oluşacak olan ışık değişimlerinin görüntüde örneklenmesi neredeyse mümkün değildir. Eğer buna rağmen bu kısa süre içerisinde bir ışık değişimi olmuşsa, bu değişim büyük olasılıkla sahnede hareket eden bir nesneye ait piksellerde görülecektir. Çünkü nesne hareket ettikçe, görüntü geometrisi değişecek ve bu geometriye bağlı düzgün yansıma bileşeni de kısmen değişecektir. Bu uygulamada kamera sabit ve hareketsiz olarak sürekli aynı sahneyi izlemektedir. Bir nesne hareket etse bile, bu nesnenin dağınık yansıma bileşeni aynı kalmalıdır. Bu tespit ile ışık etkisinden arındırılmış değişim belirleme işi de çok duyarlı bir şekilde geliştirilen yöntemle yapılabilmektedir. Ancak değişim belirleme problemi şu anda makalenin konusu dışındadır.

İki ardışık video çerçevesi kullanıldığında, (8) eşitlikleri 3 tane ayrı BBA problemine dönüştürülebilir. Bu durumda her bir BBA probleminin 6 bilinmeyeni olur. (8) eşitliklerinde verilen denklemlerin her birisi ile bu yapıda BBA problemi şöyle oluşturulur. Herhangi bir p pikseli düşünülün. Bu p pikseli nesne uzayında (yani sahnede) bir P uzay noktasına karşılık gelir. Bu P uzay noktasının görüntüsü, iki ayrı zamanda çekilmiştir. Bu durum, bu P noktasını sanki aynı anda iki farklı sensör ölçmüş gibi düşünülebilir. Çünkü burada P noktasının geometrisi değil radyometrik değerleri ölçülmektedir. Buna göre örneğin bu P noktasının ölçülen kırmızı (R) renk bileşeni, iki ayrı sensörle ölçülmüştür. Bu ölçüler, bilinmeyen öz iki bileşenin (düzgün ve dağınık yansıma bileşenlerinin) lineer kombinasyonudur. Bu durum;

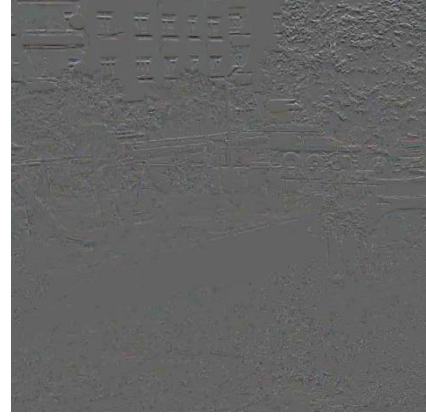
$$\begin{aligned} C_{R1} &= \alpha_{R1}C_{s,r} + \beta_{R1}C_{b,r} \\ C_{R2} &= \alpha_{R2}C_{s,r} + \beta_{R2}C_{b,r} \end{aligned} \quad (12)$$

şeklinde ifade edilebilir. Burada, C_{R1} ve C_{R2} p pikselinin (karşılık gelen P uzay noktasının) renk vektörünün kırmızı (R) bileşeninin sırasıyla birinci ve ikinci çerçevede ölçülen değerleridir. $C_{s,r}$ ve $C_{b,r}$ P uzay noktasının sırasıyla bilinmeyen düzgün ve dağınık yansıma bileşenleridir. Düzgün yansıma bileşeninin spektral dağılımı, nesneyle hiçbir etkileşime girmediği için ortamı aydınlatan ışık kaynağının spektral dağılımına eşittir. α_{R1} ve α_{R2} bu düzgün yansıma bileşeninin R renk bileşeni için geometrik ölçek faktörleridir ve bunlar da bilinmeyenlerdir. Bu iki ölçek faktörü, iki çerçeve arasındaki ışık değişimini modeller. Bu değişim nesnelerin hareketleri nedeniyle oluşan geometri değişimlerine karşılık gelir. Benzer şekilde β_{R1} ve β_{R2} 'de bilinmeyenlerdir. Buna göre, bir tane band için 6 tane bilinmeyen vardır. Diğer kalan iki band için (G ve B) de (12) eşitliği aynen geçerlidir. Her bir band için 6 bilinmeyenli BBA problemi söz konusudur. Bu üç ayrı BBA probleminin çözümü sonucunda, yansıma bileşenlerinin sırasıyla (R,G,B) renk bileşenleri yani band değerleri elde edilir. Bu elde edilen bandlar birleştirilerek her bir yansıma bileşen görüntüsü, renkli görüntü olarak gösterilebilir. Şekil 4.a.'da bu şekilde elde edilen dağınık yansıma (diffuse yansıma) bileşeni, Şekil 4.b.'de ise düzgün yansıma (specular yansıma) bileşeni görülmektedir. Bu iki bileşen önerilen yöntemle hesaplanmıştır. Her bir banda ait üç ayrı BBA problemi aynı anda paralel bloklarla hesaplanabilir. Bu çalışmada Intel Quad Core işlemcili bilgisayar kullanılmıştır ve bu üç BBA problemi paralel olarak üç bloğa bölünüp her bir çekirdeğin üç bandı aynı anda hesaplaması sağlanmıştır. Buna rağmen bütün hesaplar yaklaşık olarak iki saniye sürmektedir. Bu süreye görüntülerin oluşturulması ve görüntülenmesi için geçen süre de dahildir. Gerçek zamanlı bilgisayarla görme uygulamalarında, görüntülerin görüntülenmesi ve bütün piksellerinin işlenmesi yerine, sadece izlenecek nokta gruplarının yansıma bileşenlerinin hesaplanması yeterli olacaktır. Bu nedenle önerilen yöntem gerçek zamanlı uygulamalarda da rahatlıkla kullanılabilir.

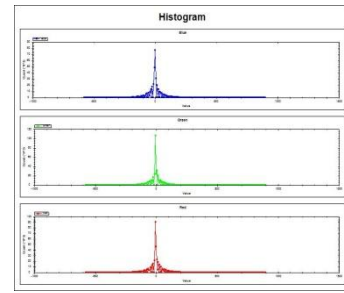
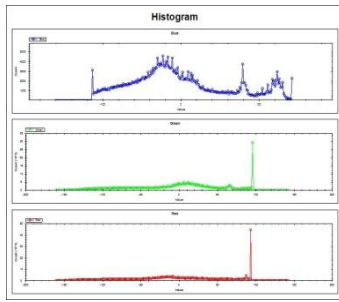
Şekil 4.b'de görülen düzgün yansıma bileşeni dikkat edilirse gri düzeyli bir görüntü şeklinde görülmektedir. Bunun anlamı, bu görüntünün her bir pikselinin renk bileşenlerinin birbirine hemen hemen eşit olduğu anlamına gelir. Bu gözlem gerçekte de bire-bir uyumludur. Çünkü ışık kaynağı Güneş, beyaz ışık yayar ve gri tonlar da, farklı şiddetlerde ama aynı bileşenlere sahip beyaz renklerdir [14]. Yine şekil 4.b'de gösterilen düzgün yansıma bileşeninin histogramı ise tam anlamıyla bir Laplace fonksiyonudur. 4.a'daki dağınık yansıma bileşeninin histogramından çok farklıdır. Bu gözlem, her iki dağılımın birbirinden bağımsız olduğunu ve kurtosis değerlerinin maksimum yapıldığını da kanıtlamaktadır. Dolayısıyla, yapılan optimizasyon hesaplarının doğruluğu bu sonuçlardan da açıkça görülmektedir.



(a)



(b)

**Şekil 4.** Önerilen yöntemle ayrıştırılan öz görüntüler:

(a) dağınık (diffuse) yansımaya bileşeni (b) düzgün (speküler) yansımaya bileşeni ve bunların histogramları.

Şekil 5’de ise, dağınık yansımaya bileşen görüntüsünün histogramı eşitlenmiş ve görsel olarak BBA sonucunda elde edilen görüntünün kalitesi daha çarpıcı bir şekilde görsel olarak sunulmuştur.

**Şekil 5.** Histogramı eşitlenmiş dağınık yansımaya bileşeni.

4. SONUÇLAR

Bağımsız bileşenler analizi ve iki bileşenli yansımaya modeli ile birlikte ölçüye dayanan hiçbir öncül bilgiye gerek duyulmadan, sadece video kamera görüntülerinin kendileri kullanılarak, görüntülerin yansımaya bileşenlerinin ayrıştırılabileceği gösterilmiştir. Önerilen yöntem gerçek zamanlı uygulamalarda kullanılabileceği gibi, kayıtlı video görüntülerinin kullanıldığı uygulamalarda da son derece yararlı olacaktır. Ayrıştırılan düzgün ve dağınık yansımaya bileşenleri, daha ileri düzeyli analizler için çok önemli bilgiler sağlamaktadır. Örneğin, görüntülerden gölge alanlarının belirlenmesi ve bu sayede nesne çıkarma

işlerinin doğruluğunun artırılması mümkündür. Belirlenen gölge alanları ve kamera yöneltme parametreleri birlikte kullanılarak, özellikle arşiv görüntülerinin günün hangi saatinde çekildiği vs. gibi problemlerin çözümünde de kullanılabilir. Bu sayede, adli tıp uygulamalarında da çok yararlı bilgiler otomatik olarak çıkarılabilecektir. Önerilen yöntemin yapay sinir ağları ile hesaplanması da mümkündür. Bu sayede çok daha hızlı hesaplama teknikleri de kullanılabilir. İstatistiksel BBA modeli ile görüntü sahnesinin fiziği, önerilen yöntemde birlikte kullanılmıştır. Bu yaklaşımla, yansıma bileşenleri kullanılarak sahnedeki nesnelerin geometrik yapılarıyla ilgili önemli yardımcı bilgiler de elde edilebilir.

5. KAYNAKLAR

1. Hyvarinen, A., Karhunen, J. and Oja, E. (2001) Independent Component Analysis John Wiley & Sons Inc., NY., USA.
2. Hyvarinen, A., Hurri, J. and Hoyer, P. O. (2009) Natural Image Statistics: A probabilistic approach to early computational vision. Springer Verlag.
3. Cichocki, A. and Amari, S. (2002) Adaptive Blind Signal and Image Processing: Learning Algorithms and Applications. Wiley & Sons Ltd., UK.
4. Kong, N., Tai, Y. W. and Shin, S. Y. (2011.) High-quality Reflection Separation using Polarized Images. *IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING*. **20**(12) 3393- 3405.
5. Bronstein, A. M., Bronstein, M. M., Zibulevsky, M. and Zeevi, Y. Y. (2003.) Blind Separation of Reflections Using Sparse ICA., 4th International Symposium on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation (ICA2003). Nara, Japan.
6. Farid, H. and Adelson, E. H. (1999.) Separating reflections from images using independent component analysis. *JOSA*. **17**(9) 2136-2145.
7. Sadeghi, M. H. and Aghabozorgi, M. R. (27-28 Aug. 2008.) Removing reflection from image using ICA. Telecommunications, 2008. International Symposium on. pp. 815-820.
8. Barrow, H. G. and Tenenbaum, J. M. (1978.) Recovering Intrinsic Scene Characteristics from Images. Academic Press., NY., USA.
9. Klinker, G. J., Shafer, S. A. and Kanade, T. (1987.) Using a Color Reflection Model to Separate Highlights from Object Color. IEEE.
10. Koschan, A. and Abidi, M. (2008.) Digital Color Image Processing. John Wiley & Sons, Inc., NJ, USA.
11. Shafer, S. A. (1985.) Using Color to Separate Reflection Components. *Color Research and Applications*. **10**(4) 210-218.
12. Jenkins, F. A. and White, H. E. (1976.) Fundamentals of Optics. Fourth Edition. ed McGraw-Hill Companies, Inc., USA.
13. Salvador, E. (2004.) Shadow Segmentation and Tracking in Real-World Conditions. Ecole PolyTechnique Federale De Lausanne.
14. Hunter, F. and Fuqua, P. (1997.) Light-Science & Magic: An Introduction to Photographic Lighting. Second Edition. ed Focal Press, Butterworth-Heinemann., USA.

15. Lee, H. C. (2005.) Introduction to COlor Imaging Science. Cambridge University Press., USA.
16. Dubois, E. (2010.) Properties of Color Spaces and the Representation of Color Images. Morgan & Claypool.
17. Sarker, R. A. and Newton, C. S. (2008.) Optimization Modelling: A Practical Approach Taylor & Francis Group, LLC., USA.