

OPTİK AKIŞIN HESAPLANMASI VE YAPAY SİNİR AĞLARI İLE YORUMLANARAK MOBİL ROBOTLAR İÇİN ENGEL TESPİTİ VE KAÇINMA DAVRANIŞINDA KULLANILMASI

Bnb. Erdoğan DUR *

Havacılık Ve Uzay Teknolojileri
Enstitüsü, Elektronik Mühendisliği
ABD, 34149, Yeşilyurt, İstanbul
edurtr@hotmail.com

Hakan TEMELTAŞ

İstanbul Teknik Üniversitesi,
Elektrik ve Elektronik Fakültesi,
İstanbul
temeltas@itu.elk.edu.tr

Alb. Sefer KURNAZ

Havacılık ve Uzay Teknolojileri
Enstitüsü
34149, Yeşilyurt, İstanbul
skurnaz@hho.edu.tr

Geliş Tarihi: 15 Ağustos 2008, **Kabul Tarihi:** 28 Ocak 2009

ÖZET

Görüntü sensörleri bilgisayar teknolojisinin hızlı bir şekilde gelişmesiyle robotik araştırmalarda yoğun bir şekilde kullanılmaya başlanmıştır. Çok değişik uygulamalardan birisi de görüntünün Optik Akışı üzerinde çalışmak suretiyle mobil robotun navigasyon yaptığı ortam hakkında bilgi toplamaktır. Optik akışı görüş alanında nesnelerin hareketi olarak düşünebiliriz. Ortamda bağıl bir hareket söz konusu ise ve stereo görüntü alınabiliyorsa, elde edilecek bilgiler mobil robotun navigasyon ortamında engel tespiti ve engellerden kaçınma davranışları için kullanılabilir. Optik akış, üzerinde çok uzun süredir çalışılan bir konudur. Ancak bütün görüntü tabanlı uygulamalarda olduğu gibi hesaplama yükünden dolayı gerçek zamanlı çalışmalarda kullanılmasında pek çok zorluklarla karşılaşılmaktaydı. Son yıllarda yapılan çalışmalar ile optik akışın hesaplanmasına yönelik pratik teknikler ortaya konmuştur. Bu çalışmada optik akıştan ve Yapay Sinir Ağlarından faydalanılmak suretiyle mobil robot için engel tespiti ve engellerden kaçınma davranışı ortaya konmaya çalışılmıştır. Çalışmalar Matlab simülasyon ortamında gerçekleştirilen deneysel sonuçlarla desteklenmiştir. Gerçek ortamdan alınan görüntülerden, optik akışları hesaplanmak suretiyle oluşturulan bir veri seti ile, yine matlab ortamında oluşturulan çok katmanlı bir perseptron YSA' nı eğitmek suretiyle engel tanıyacak bir sistem ortaya konulmuştur. YSA eğitiminde ise Levenberg- Marquardt Öğrenme Algoritması kullanılmıştır. Elde edilen deneysel sonuçlar, bu metodolojinin gerçek zamanlı olarak uygulanabileceği konusundaki düşünceleri kuvvetlendirmektedir.

Anahtar Kelimeler: Optik Akış, Gradyan Tabanlı Hareket Kestirimi, Yapay Sinir Ağları, Stereo Görüş, Çok Katmanlı Perseptronlar (MLP), Levenberg- Marquardt Öğrenme Algoritması.

THE CALCULATION OF OPTICAL FLOW AND INTERPRETATION OF THE RESULTS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK IN ORDER TO USE FOR THE OBSTACLE DETECTION AND AVOIDANCE BEHAVIORS OF THE MOBILE ROBOTS

ABSTRACT

With the rapid improvement of computer technology, Visual-based sensors have gained an intense popularity and consequently have begun to be utilized extensively in robotic research. Among the various applications in robotics, one of the most popular concepts is gathering information from the navigation environments for mobile robots by working on optical flow of vision which is derived from a stereo camera located on the robots. We can determine from the optical flow the movement of the objects within the area of robotic vision. If a relative motion in the environment, whether from objects or the mobile robot, is present, then the information that can be gathered from this environment is enough for the mobile robot to execute its obstacle detection and avoidance behaviors. Optical Flow is a concept which has been worked on for quite a long time. But due to problems which prevail on all visual based applications, such as computing difficulties and slow rate of getting results, researchers have come across with so many difficulties that deter them from use in real time applications, especially in robotics. But as the latest research and techniques have come to view, new practical methods were put forward. In this study, by making use of optical flow calculation and multi layer perceptron Artificial Neural

* Sorumlu Yazar

Network, a methodology has been tried to be put forward for mobile robot obstacle detection and avoidance behavior. The study of methodology has been supported by experimental results that were obtained from Matlab simulation environments. The images of the views were taken from the real navigation environment and then optical flow calculations for all images were obtained via matlab simulink blocks that were created in advance, as an algorithm which can calculate optical flows from stereo visions. As optical flows of each pair of stereo views were derived, a data base was constituted in order to train the multi layer perceptron. By the help of the data set and the Levenberg- Marquardt learning algorithm, a neural network which was well trained in Matlab environment in order to detect the presence of obstacles was created. Experimental results, obtained during the study have strengthened the ideas which have supported the usage of the Optical Flow via Artificial Neural Network in mobile robotics for obstacle detection and avoidance behaviors.

Keywords: Optical Flow, Gradient methods based on global motion estimation, Artificial Neural Network, Stereo vision, Multi Layer Perceptron, Levenberg- Marquardt Learning Algorithm.

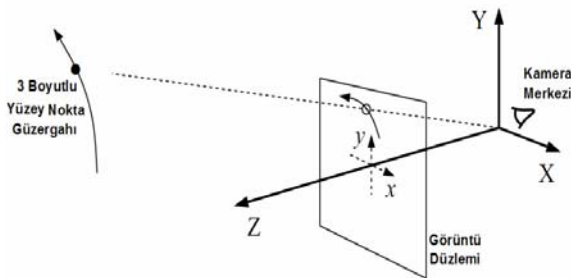
1. GİRİŞ

Günümüzün robotik çalışmalarında mobil robot için temel görev, çevresini görmesidir. Eğer robot navigasyon ortamında çevresinin görüntü tabanlı algılamasını elde edebilirse, bu görüntü verileri ultrasonik sensörler, ivmeölçerler, jiroskop, lazer mesafe ölçerler gibi diğer sensör verileriyle birleştirilebilir. Bilgisayar görüntüsü kısmen yeni bir sahadır ve bu kapsamda çok değişik metot ve yöntemler üzerinde çalışılmaktadır. Bu metotlardan birisi de optik akıştır.

Optik akış, görüş alanında nesnelerin hareketi olarak düşünülebilir. Bir oto yolda trafik levhasına doğru yaklaşıldığı hayal edilsin. İşarete yaklaştıkça, nesne sürekli büyüyecektir ve kenarları görüş sahasının dışına hareket etme eğiliminde olacaktır. İşareti geçtikten sonra arkaya bakıldığında ise küçüldüğü ve kenarların büzüştüğü izlenir. Nesnenin görüntüsünün kenarlarının küçülüp, büyümesiyle üç boyutlu uzaydan iki boyutlu düzleme izdüşümü alınmaktadır. Kenarlar hareket ettikçe, görüş açısındaki diğer nesnelere göre bir hızı olacaktır. Optik akış tekniği bu hızın şiddetini ve istikametini bulmaya çalışmaktadır.

2. OPTİK AKIŞA GENEL BAKIŞ

Bu bölümde optik akış konsepti özet olarak verilmeye çalışılacaktır. Öncelikle görüntü işleme teknikleri için hareketin dış dünyadan zengin bir bilgi kaynağı olduğunu söylemek yerinde olacaktır. Bundan dolayı kısa bir şekilde görüntü hareketine göz atılması uygun olacaktır :



Şekil 1. Görüntü hareketi

Zamanla değişen bir güzergah $\vec{X}(t)$, izleyen üç boyutlu nokta \vec{X} , için hız \vec{V} aşağıdaki şekildedir.

$$\vec{V} = \frac{d\vec{X}(t)}{dt} = \left(\frac{dX(t)}{dt}, \frac{dY(t)}{dt}, \frac{dZ(t)}{dt} \right)^T$$

Üç boyutlu güzergahın görüntü düzlemi üzerine perspektif izdüşümü iki boyutlu bir güzergah ortaya çıkarır:

$$\vec{x}(t) = (x(t), y(t)) = \left(\frac{fX(t)}{Z(t)}, \frac{fY(t)}{Z(t)} \right)$$

Buradan anlık iki boyutlu hız aşağıdaki şekilde ifade edilebilir:

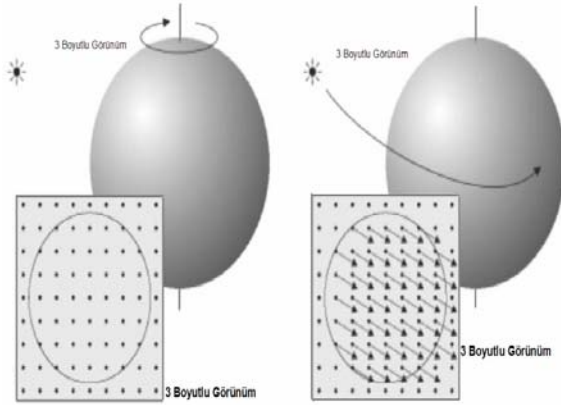
$$\begin{aligned} \vec{u}(t) &= \left(\frac{dx(t)}{dt}, \frac{dy(t)}{dt} \right)^T \\ &= \frac{f}{Z(t)} \left(\frac{dX(t)}{dt}, \frac{dY(t)}{dt} \right)^T - \frac{f}{Z^2(t)} \frac{dZ(t)}{dt} (X(t), Y(t))^T \end{aligned}$$

İki boyutlu hareket alanı bütün görünür noktalar için iki boyutlu hızı ifade eder. Optik akış alanı ise hareket alanının bir kestirimidir. Optik akış konseptinde iki temel problemle karşılaşılır : (1) izlenecek görüntü özelliğinin belirlenmesi, (2) bu özelliğin nasıl izleneceği. Daha açık ifade edilecek olursa, yüzey parlaklığının zamanla değişmez olduğunu varsayarak, öncelikle sabit parlaklığın noktalarını aşağıdaki şekilde ifade edilir :

$$I(x, y, t + 1) = I(x - u_1, y - u_2, t)$$

Genellikle araştırmacılar tarafından parlaklığın sabit olduğu kabul edilir, ancak doğa genellikle farklı şartlar ortaya koyar. Bundan dolayı optik akış hareket alanı kestiriminde bazen çok zayıf yakınsamalar elde edilebilir. Örneğin ; dönen bir Lambert küresi sabit bir ışık kaynağı altında sabit görüntü verir. Fakat sabit bir

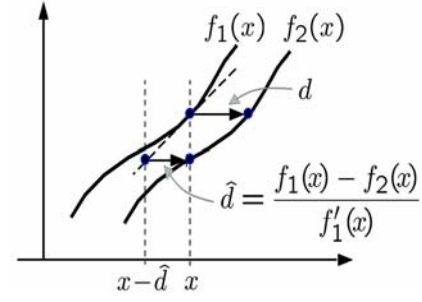
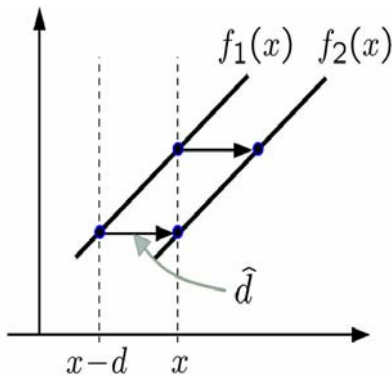
küre hareket eden ışık kaynağı altında hatalı yoğunluklar ortaya çıkarır.



Şekil 2. Hareketli ve sabit ışıkla duran ve dönen Lambert küreleri

3. GRADYAN TABANLI HAREKET KESTİRİMİ

$f(x)$ gri seviyeli bir boyutlu uzaysal konumu temsil etsin. $f(x)$ 'in zaman1 ve zaman2 arasında d ile çevrildiği varsayalım: $f_2(x)f_1(x-d)$. Ötelenmiş sinyal Taylor açılımı ile ifade edilecek olursa; $f_1(x-d) = f_1(x) - df_1'(x) + O(d^2 f_1'')$ ifadesi yazılır. Sinyallerin farkı ifade edilerek, $f_2(x) - f_1(x) = -df_1'(x) + O(d^2 f_1'')$, yer değişikliğini, birinci derece yakınsamasını $d = \frac{f_1(x) - f_2(x)}{f_1'(x)}$ olarak ifade edilebilir. Doğrusal sistemler için birinci derece kestirimi nettir: Doğrusal olmayan sinyaller için, yakınsamanın hassasiyeti yer değiştiren genliklere ve daha yüksek derece sinyal yapılarına dayanmaktadır.



Şekil 3. Gradyan tabanlı hareket kestirimi

3.1. Gradyan Kısıt Denklemi

İki boyutlu uzayda, birinci derece yakınsaması aşağıdaki şekilde olur:

$$f(x + u_1, y + u_2, t + 1) \approx f(x, y, t)$$

$$+ u_1 f_x(x, y, t) + u_2 f_y(x, y, t) + f_t(x, y, t)$$

t ile $t+1$ zamanlarında görüntü farkı alınarak aşağıdaki ifadeyi elde edilebilir;

$$u_1 f_x(x, y, t) + u_2 f_y(x, y, t) + f_t(x, y, t) = 0$$

İfadeyi vektör formunda $\vec{\nabla} f = (f_x, f_y)^T$ yazılacak olursa; $\vec{u}^T \vec{\nabla} f(x, y, t) + f_t(x, y, t) = 0$ ifadesi elde edilir. Çerçeveler arasındaki süre uzun olunca, Taylor serisi açılımında sadece türevleri kullanmak daha uygun olur. Böylece farklı bir yakınsama elde edilir:

$$\vec{u}^T \vec{\nabla} f(x, y, t) + \Delta f(x, y, t) = 0. \text{ Burada}$$

$$\Delta f(x, y, t) = f(x, y, t + 1) - f(x, y, t) \text{ olur.}$$

3.2. Parlaklığın Korunması

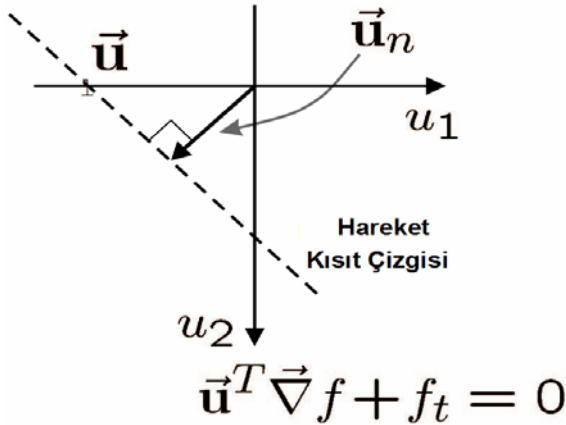
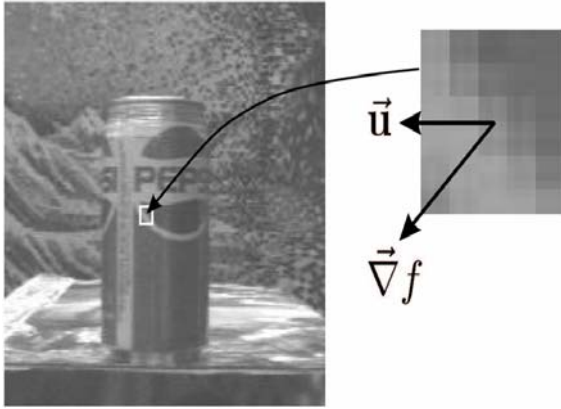
Gradyan kısıt denklemi ayrıca parlaklığın korunmasından direkt çıkartılabilir. $(x(t), y(t))$ görüntü yoğunluğunun sabit kaldığı bir güzergahı temsil ediyor olsun. Zamanla değişen görüntü f , $f(x(t), y(t), t) = c$ şeklinde ifade edilebilir. Her iki tarafın toplam türevi alınacak olursa: $\frac{d}{dt} f(x(t), y(t), t) = 0$ ifadesi elde edilir. Toplam türev kısmi türev terimleriyle ifade edilirse;

$$\begin{aligned}\frac{d}{dt} f(x(t), y(t), t) &= \frac{\partial f}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial f}{\partial y} \frac{dy}{dt} + \frac{\partial f}{\partial t} \frac{dt}{dt} \\ &= f_x u_1 + f_y u_2 + f_t \\ &= \vec{u}^T \vec{\nabla} f + f_t \\ &= 0\end{aligned}$$

ifadesi çıkarılır.

3.3. Normal Hız

Gradyan kısıtı iki bilinmeyen içinde bir kısıt sağlar. Hız uzayında bir çizgi tanımlar.



Şekil 4. Normal hız

Gradyan lokal görüntü oryantasyonuna normal olan yönde hızı kısıtlar, fakat tanjantsal hızı kısıtlamaz. Bu durum tek bir normal hızı belirler:

$$\vec{u}_n = \frac{-f_t \vec{\nabla} f}{\|\vec{\nabla} f\| \|\vec{\nabla} f\|}$$

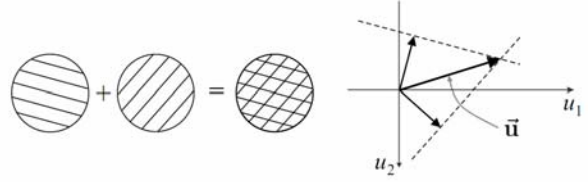
Gradyan şiddeti sıfır olunca, herhangi bir kısıt elde edemeyiz. Her halükarda iki boyutlu hızın $\vec{u} = (u_1, u_2)^T$, her iki terimini de kestirmek için başka kısıtlara da ihtiyaç duyulacaktır.

3.4. Alan-Tabanlı Regresyon

3.4.1. Pürüzsüzlük Varsayımı

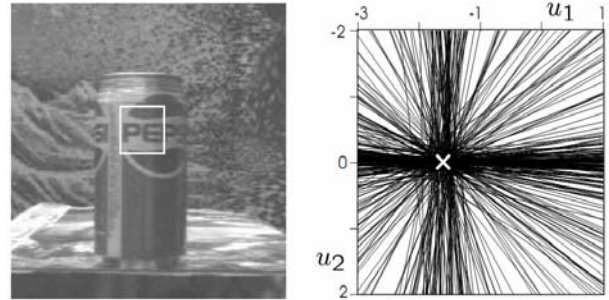
Optik akışı kestirdiğimiz lokal görüntü komşu noktalarında iki boyutlu hareket pürüzsüzdür. Örneğin birbirine komşu iki pikselde \vec{x}_1 ve \vec{x}_2 , gradyan kısıtı olsun, aynı hıza sahip olsunlar, $\vec{u} = (u_1, u_2)^T$:

$$\begin{bmatrix} f_x(x_1, y_1, t) & f_y(x_1, y_1, t) \\ f_x(x_2, y_2, t) & f_y(x_2, y_2, t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} f_t(x_1, y_1, t) \\ f_t(x_2, y_2, t) \end{bmatrix} = \vec{0}$$



Şekil 5. Alan tabanlı regresyon

Daha genel olarak, optik akışı kestirmek istediğimiz lokal görüntüdeki noktada bir çok kısıt kullanabiliriz. Pepsi kutusunun resim serisinden bir örnek aşağıda olduğu gibidir:



Şekil 6. Optik akış kestiriminde lokal görüntüdeki kısıtlar

Bütün kısıtlar kullanıma uygun değildir. Çünkü her kısıttaki kare hatasını minimize eden hız aranır (en küçük kareler hız kestirimi olarak bilinir).

$$E(u_1, u_2) = \sum_{x,y} g(x, y) [u_1 f_x(x, y, t) + u_2 f_y(x, y, t) + f_t(x, y, t)]^2$$

Burada bölgenin merkezindeki kısıtlara daha fazla ağırlık veren alçak geçişli penceredir. Çözüm için E'nin (u_1, u_2) 'e göre türevini alınıp, sıfıra eşitlenir:

$$\frac{\partial E(u_1, u_2)}{\partial u_1} = \sum_{x,y} g(x, y) [u_1 f_x^2 + u_2 f_x f_y + f_x f_t] = 0$$

$$\frac{\partial E(u_1, u_2)}{\partial u_2} = \sum_{x,y} g(x, y) [u_2 f_y^2 + u_1 f_x f_y + f_y f_t] = 0$$

Böylece kısıtlar u_1, u_2 için iki lineer denklem ortaya koyar. Matris gösteriminde, bu normal denklemle ve

çözümleri; $M\vec{u} + \vec{b} = \vec{0} \Rightarrow \hat{u} = -M^{-1}\vec{b}$ olur. Burada M^{-1} olduğunu varsayılmaktadır.

$$M = \sum g \begin{pmatrix} f_x \\ f_y \end{pmatrix} (f_x, f_y) = \begin{bmatrix} \sum g f_x^2 & \sum g f_x f_y \\ \sum g f_x f_y & \sum g f_y^2 \end{bmatrix}$$

$$\Leftrightarrow \vec{b} = \sum g f_t \begin{pmatrix} f_x \\ f_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum g f_x f_t \\ \sum g f_y f_t \end{pmatrix}$$

Her pikseldeki optik akış istendiği için, görüntü işlemci seti ile normal denklemlerin bileşenleri hesaplanabilir. Bunun için ilk adımda, t anında gradyan ölçümlerine karşılık gelen, üç görüntü gradyanı hesaplanır: $f_x(\vec{x})$, $f_y(\vec{x})$, $f_t(\vec{x})$. İkinci adımda noktasal olarak, türevsel görüntülerin kuadratik fonksiyonu hesaplanır. Bu aşağıda ifade edilen beş görüntü verir.

$$f_x^2(\vec{x}), f_y^2(\vec{x}), f_x(\vec{x})f_y(\vec{x}),$$

$$f_t(\vec{x})f_y(\vec{x}), f_t(\vec{x})f_x(\vec{x})$$

Üçüncü adımda lokal kısıtlamaları aşağıda verilen destek penceresi g altında toplamak için, kuadratik görüntüler bulanıklaştırılır. Bu her biri belirlenmiş görüntü konumlarında normal denklemlerin bir terimini içeren beş görüntü ortaya koyar:

$$g(\vec{x}) * f_x^2(\vec{x}), g(\vec{x}) * f_y^2(\vec{x})$$

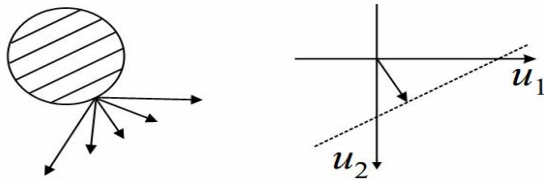
$$g(\vec{x}) * [f_x(\vec{x})f_x(\vec{x})], g(\vec{x}) * [f_t(\vec{x})f_y(\vec{x})],$$

$$g(\vec{x}) * [f_t(\vec{x})f_x(\vec{x})]$$

Dördüncü adımda ise her pikselde optik akışın bileşenlerini içeren iki görüntü hesaplanır.

3.4.2. Açıklık Problemi

Matris M , singüler olunca, bir bölgeden kısıtların toplamı ile dahi kestirim belirsiz kalacaktır.



Şekil 7. Açıklık problemi

Bütün görüntü gradyanları paralel olursa, en küçük kareler çözümü için normal matris singüler olur. Örneğin (x, y) pikselde, genliği $m(x, y)$ olan gradyan $m(x, y)\vec{n}$ için matris;

$M = (\sum_{x,y} g(x, y) m^2(x, y)) \vec{n}\vec{n}^T$ olur. Yeteri kadar

küçük açıklık için, normal matris M , singüler olacaktır. Küçük açıklıklar için M singüler olur. Fakat büyük açıklıklar için iki boyutlu hareket alanı varsayılan hareket modelinden sapar.

3.4.3. İteratif Kestirim

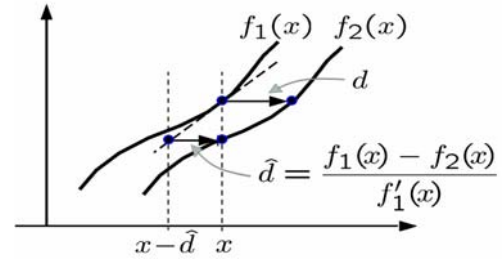
En küçük kareler kestirimi yaklaşık hedef fonksiyonunu minimize eder (gradyan kısıtlarını elde etmek için, görüntüyü doğrusallaştırdığımız için):

$$\hat{E}(u_1, u_2) = \sum_{x,y} g(x, y) [u_1 f_x(x, y, t) + u_2 f_y(x, y, t) + f_t(x, y, t)]^2$$

Ancak gerçek hedef fonksiyonu ;

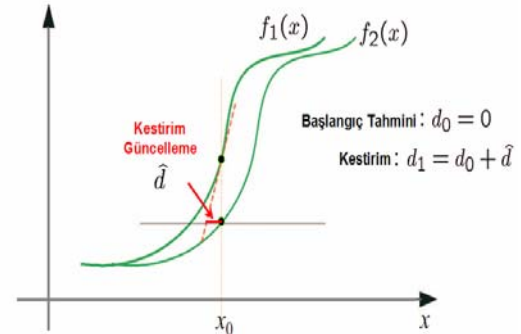
$$E(u_1, u_2) = \sum_{x,y} g(x, y) [f_2(x, y, t+1) - f_1(x - u_1, y - u_2, t)]^2$$

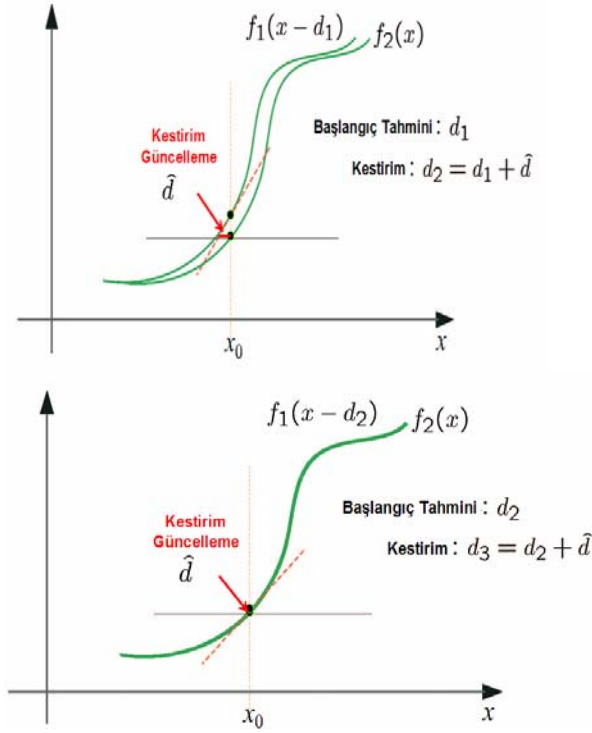
olur. Bu yakınsamadan kaynaklanan kestirim hatası yer değiştirme şiddetinde ikinci derece olur.



$$|\hat{d} - d| \leq \frac{d^2 |f_1''(x)|}{2 |f_1'(x)|} + O(d^3)$$

Böylece yeterince iyi bir başlangıç tahmini ile başlayıp, kestirimi yineleyerek, her iterasyonda yer değişikliği hatasını azaltarak, bir çözüme ulaşılabilir.





Şekil 8. İteratif kestirim aşamaları

4. YÜKSEK DERECELİ HAREKET MODELLERİ

Görüntü komşuluğu ile sabit akış modeli, özellikle bölge büyüdükçe, yetersiz kalmaktadır. Afin (şekillerin lineer olarak, noktası noktasına uygunlukları ile değişmeyen özelliklerini, yani birinci dereceden dönüştürmelerini inceleyen geometri) modelleri daima daha uygun modeller sağlar. Merkezi \vec{x}_0 konumunda olan görüntü bölgesi için afin akışı;

$$\vec{u}(\vec{x}) = \begin{pmatrix} a_1 & a_2 \\ a_3 & a_4 \end{pmatrix} (\vec{x} - \vec{x}_0) + \begin{pmatrix} a_5 \\ a_6 \end{pmatrix} = A(\vec{x}; \vec{x}_0) \vec{a}$$

olarak ifade edilebilir.

Devamında gradyan kısıtı ;

$$0 = \vec{u}(x, y)^T \vec{\nabla} f(x, y, t) + f_i(x, y, t) \quad \text{olur. } \vec{a}$$

$$= \vec{a}^T A(x, y)^T \vec{\nabla} f(x, y, t) + f_i(x, y, t)$$

için ağırlıklı en küçük kareler çözümü, $\hat{a} = M^{-1} \vec{b}$

$$\text{olur. Burada } M = \sum_{x,y} g(\vec{x}) A^T \vec{\nabla} f \vec{\nabla} f^T A$$

$$\vec{b} = - \sum_{x,y} g(\vec{x}) A^T \vec{\nabla} f f_i \quad \text{olur.}$$

5. OPTİK AKIŞ-HORN & SCHUNCK METODU

Optik akış konsepti oldukça uzun bir zamandır mevcut idi. Ancak optik akışı hesaplamak yönünde ilk büyük gelişme Berthold K.P. Horn ve Brian G. Schunck tarafından yapılmıştır. Horn ve Schunck optik akışı görüntüdeki parlaklık paternlerinin hareketlerinin görünür hızlarının bir dağılımı olarak tanımlamışlardır. Parlaklık paterninin (görüntüdeki nesnelerin) hızları biliniyorsa, robot veya görüntü sistemi optik akış tekniklerini kullanarak çevresindeki değişiklikler hakkında bilgi toplayacaktır.

Horn ve Schunck optik akış hesaplamalarını ortaya koymadan önce bir takım zorlukları işaret etmişlerdir. Görüntü düzlemindeki optik akış ile üç boyutlu uzaydaki nesnenin hızı arasında ilişki her zaman net ve hassas değildir. Örneğin ; sabit renk ve karakteristikte bir küre görüntü dizisinde dönmektedir ve nesne üzerindeki ışıklandırma değişmeyecektir. Bu durumda hiçbir optik akış hesaplanamaz. Nesne iki boyutlu düzleme yansıtılınca da aynı gözükecektir.

5.1. Varsayımlar

Horn ve Schunck optik akış hesaplamasına başlamadan önce bir takım varsayımlarla problemi basitleştirmek gerektiğini vurgulamıştır. İlk varsayım, engelin görüntüsünün engebesiz bir yüzeyde alındığıdır. İkincisi varsayım ise, engel üzerindeki aydınlık durumu sabit ve düzgün dağılımlıdır. Engelin üzerindeki yansımaların düzgün bir şekilde değiştiği ve süreksizlik içermediği de varsayımlar arasındadır. Bu varsayımlar görüntü parlaklığı ve yoğunluğunun değişmesini garanti etmektedir.

5.2. Kısıtlamalar

Horn ve Schunck görüntü parlaklığındaki değişim ilişkisini ortaya koyan denklemleri parlaklık paterninin hareketinde belirli bir noktaya göre çıkarmışlardır. Bunu yapmak için bazı kısıtlamalar tesis edilmiştir.

5.2.1. Sabit Parlaklık Kısıtlaması

İlk kısıtlama bir nesne üzerinde belirli bir noktadaki yoğunluğun zamanla değişmediğidir: $\frac{dE}{dt} = 0$. Bu zincir kuralı ile genişletilebilir:

$$\frac{dE}{dx} \frac{dx}{dt} + \frac{dE}{dy} \frac{dy}{dt} + \frac{dE}{dt} = 0$$

$$\Rightarrow \begin{bmatrix} E_x & E_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = -E_t$$

Buradan şu sonuç çıkarılabilir ; parlaklık gradyanı istikametinde olan hareket bileşenleri: $-\frac{E_t}{\sqrt{E_x^2 + E_y^2}}$

olur. Bu sonuç açıklık etkisini göstermesi açısından çok önemlidir. Parlaklık kısıtlamasından dolayı sadece hızın hesaplanabilir bileşeni parlaklık gradyanının istikametinde yer almaktadır.

Şekil 9'da görülen direğin döndüğünü düşünelim. Normalde direk sağdan sola doğru dönmektedir. Ancak üzerindeki çizgiler yukarı doğru hareket ediyormuş gibi gözükür. Optik akış da aynı sonucu çıkarır. Çünkü parlaklık gradyanı yatay değil, dikey istikamette bulunur.



Şekil 9. Döner direk

5.2.2. Pürüzsüzlük Kısıtlaması

Optik akışa konan diğer bir kısıtlama da pürüzsüzlük kısıtlamasıdır. Horn ve Schunck hareket eden bir nesnedeki komşu noktaların benzer hızlara sahip olduklarını ortaya koydular. Bundan dolayı görüntüdeki parlaklık paterni düzgün bir şekilde değişir. Horn ve Schunck bu kısıtlamayı gradyan şiddetlerinin karelerini minimize ederek gerçekleştirmişlerdir.

$\left(\frac{\partial u}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y}\right)^2$ ve $\left(\frac{\partial v}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y}\right)^2$ şeklinde olur.

Optik akış alanının pürüzsüzlüğü u ve v 'nin laplasyanlarını alarak da ölçülebilir;

$$\nabla^2 u = \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} \quad \nabla^2 v = \frac{\partial^2 v}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 v}{\partial y^2}$$

6. KESTİRİMLER

Optimizasyon uygulamak ve hız vektörlerini hesaplamak için, E 'nin kısmi türevi ile, u ve v 'nin laplasyanları kestirilmelidir.

6.1. Kısmi Türevler

Horn ve Schunck E_x, E_y, E_t 'in kısmi türevlerini görüntüdeki iki komşu dilimdeki dört ilk farkın ortalamalarını hesaplamak suretiyle kestirirler. Gerekli denklemler aşağıda verilmiştir. Matlab ortamında kullanabilmek için Horn ve Schunck gösterimlerinde değişiklik yapılarak şu şekilde sunulmuştur;

$$\begin{aligned} E_x &\approx \frac{1}{4} [E_{ii+1,jj+1,kk} - E_{ii+1,jj,kk} + E_{ii,jj+1,kk} - E_{ii,jj,kk} \\ &+ E_{ii+1,jj+1,kk+1} - E_{ii+1,jj,kk+1} + E_{ii,jj+1,kk+1} - E_{ii,jj,kk+1}] \\ E_y &\approx \frac{1}{4} [E_{ii,jj,kk} - E_{ii+1,jj,kk} + E_{ii,jj+1,kk} - E_{ii+1,jj+1,kk} \\ &+ E_{ii,jj,kk+1} - E_{ii+1,jj,kk+1} + E_{ii,jj+1,kk+1} - E_{ii+1,jj+1,kk+1}] \\ E_t &\approx \frac{1}{4} [E_{ii+1,jj,kk+1} - E_{ii+1,jj,kk} + E_{ii,jj,kk+1} - E_{ii,jj,kk} \\ &+ E_{ii+1,jj+1,kk+1} - E_{ii+1,jj+1,kk} + E_{ii,jj+1,kk+1} - E_{ii,jj+1,kk}] \end{aligned}$$

6.2. Laplasyanlar

Laplasyan kestirimi için, Horn ve Schunck aşağıdaki yakınsamayı kullanmışlardır:

$$\nabla^2 u \approx k(\bar{u}_{i,j,k} - u_{i,j,k}) \quad \& \quad \nabla^2 v \approx k(\bar{v}_{i,j,k} - v_{i,j,k})$$

Bu denklemde \bar{u} ve \bar{v} lokal ortalama hız vektörleridir. Komşu değerlerin ortalama ağırlıklarından bir noktadaki değeri, çıkarmak suretiyle kestirilirler. Hesaplama için denklemler aşağıdaki gibidir:

$$\begin{aligned} \bar{u}_{i,j,k} &\approx \frac{1}{6} [u_{ii-1,jj} + u_{ii,jj+1} + u_{ii+1,jj} + u_{ii,jj-1}] \\ &+ \frac{1}{12} [u_{ii-1,jj-1} + u_{ii-1,jj+1} + u_{ii+1,jj+1} + u_{ii+1,jj-1}] \\ \bar{v}_{i,j,k} &\approx \frac{1}{6} [v_{ii-1,jj} + v_{ii,jj+1} + v_{ii+1,jj} + v_{ii,jj-1}] \\ &+ \frac{1}{12} [v_{ii-1,jj-1} + v_{ii-1,jj+1} + v_{ii+1,jj+1} + v_{ii+1,jj-1}] \end{aligned}$$

7. H & S ALGORİTMASI

7.1. Optimizasyon

Horn ve Schunck parlaklık denklemi ve pürüzsüzlükten kaynaklanan hataları en aza indirmeye çalışmışlardır. Hatalar aşağıdaki şekilde ifade edilir;

$$\begin{aligned} \varepsilon_b &= E_x u + E_y v + E_t \\ \varepsilon_c^2 &= \left(\frac{\partial u}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y}\right)^2 \end{aligned}$$

Optimize edilmesi gereken toplam hata aşağıdaki şekilde ifade edilir:

$$\varepsilon^2 = \iint (\alpha^2 \varepsilon_c^2 + \varepsilon_b^2) dx dy$$

Horn ve Schunck daha sonra değişik hesaplama teknikleri kullanarak ve kısmi türev ile Laplasyan yakınsamasını yerine koyarak kısıtlamalı en küçük kareler minimizasyonu geliştirdiler.

7.2. İteratif Çözüm

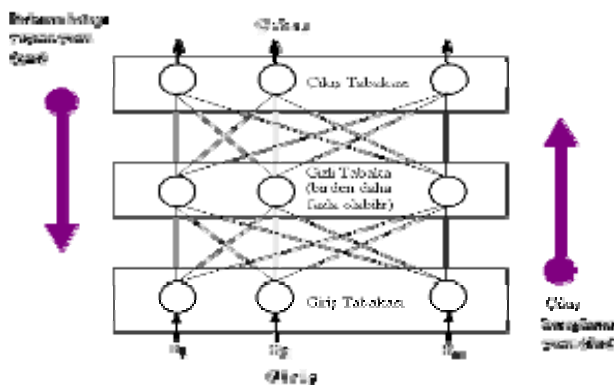
Kısıtlamalı minimizasyona direkt çözümün hesaplama yükü çok fazladır. Bundan dolayı İteratif çözüm yaklaşımı tercih edilir. Bu metot kestirilen türevlere ve daha önce kestirilmiş hızın ortalamasına dayanarak yeni bir hız kestirim seti hesaplar. İteratif çözüm aşağıdaki şekilde ifade edilir:

$$u^{n+1} = \bar{u}^n - E_x \left(\frac{E_x \bar{u}^n + E_y \bar{u}^n + E_t}{\alpha^2 + E_x^2 + E_y^2} \right) \Rightarrow$$

$$v^{n+1} = \bar{v}^n - E_x \left(\frac{E_x \bar{v}^n + E_y \bar{v}^n + E_t}{\alpha^2 + E_x^2 + E_y^2} \right)$$

8. ÇOK KATMANLI PERSEPTRONLAR (MLP-MULTİ LAYER PERCEPTRON)

Bir çok katmanlı perseptron yapay sinir ağı modeli, şekil 10'da gösterilmiştir. Bu ağ modeli özellikle mühendislik uygulamalarında en çok kullanılan sinir ağı modeli olmuştur. Bir çok öğretim algoritmasının bu ağı eğitmede kullanılabilir olması, bu modelin yaygın kullanılmasının sebebidir. Bir MLP modeli, bir giriş, bir veya daha fazla ara ve bir de çıkış katmanından oluşur. Bir katmandaki bütün işlem elemanları bir üst katmandaki bütün işlem elemanlarına bağlıdır. Bilgi akışı ileri doğru olup geri besleme yoktur. Bunun için ileri beslemeli sinir ağı modeli olarak adlandırılır. Giriş katmanında herhangi bir bilgi işleme yapılmaz. Buradaki işlem elemanı sayısı tamamen uygulanan problemler giriş sayısına bağlıdır. Ara katman sayısı ve ara katmanlardaki işlem elemanı sayısı ise, deneme-yanılma yolu ile bulunur. Çıkış katmanındaki eleman sayısı ise yine uygulanan probleme dayanılarak belirlenir.



Şekil 10. Geri yayılım MLP yapısı

Genel olarak iki öğrenme algoritması yaygın olarak uygulamalarda görülmektedir. Geri Yayılım Algoritması bir çok uygulamalarda kullanılmış en yaygın öğretim algoritmasıdır. Anlaşılması kolay ve matematiksel olarak ispatlanabilir olmasından dolayı en çok tercih edilen öğretim algoritmasıdır. Bu algoritma, hataları geriye doğru çıkıştan girişe azaltmaya çalışmasından dolayı geri yayılım ismini almıştır. Tipik çok katlı geri yayılım ağı, daima; bir giriş tabakası, bir çıkış tabakası ve en az bir gizli tabakaya sahiptir. Gizli tabakaların sayısında teorik olarak bir sınırlama yoktur. Fakat genel olarak bir veya iki tane bulunur. Desen sınıflandırma problemlerini çözmek için maksimum dört tabakaya (üç gizli ve bir çıkış tabakası) gereksinim duyulduğuna işaret eden bazı çalışmalar yapılmıştır. Geri yayılım algoritması MLP'leri eğitmede en çok kullanılan temel bir algoritmalardır. Ancak GYA sonuca çok yavaş olarak yaklaşmaktadır. Ayrıca lokal minimuma yakalanma riski de vardır. Bundan dolayı bu işlemde Levenberg- Marquardt Algoritması kullanılması uygundur. Geri yayılım, bir adım düşme algoritmasıyken, Levenberg -Marquardt (LM) algoritması Newton metoduna bir yaklaşımdır. LM algoritması, Newton metodunun hızıyla, adım düşme metodunun sağlamlığının bileşkesidir. LM öğrenme algoritması minimumu araştırma metodlarının ikincisidir. Her bir iterasyon adımında hata yüzeyine parabolik yaklaşımla yaklaşılar ve parabolün minimumu o adım için çözümü oluşturur.

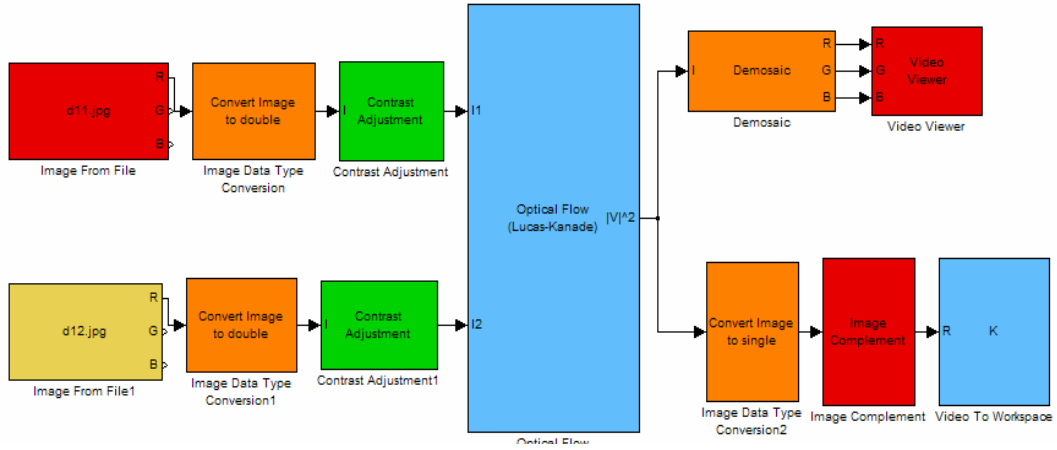
9. OPTİK AKIŞIN MATLAB SİMULASYON ORTAMINDA BULUNMASI

Optik akış hesabını matlab simülasyon ortamında gerçekleştirebilmek için oluşturulan algoritma, aşağıdaki şekil 11'de görülen simulink bloğu ile gerçekleştirilmiştir.

Alınan görüntülerin optik akışları hesaplanarak iki boyutlu bir matris elde edilmiştir. Optik akıştan elde edilen ortam hakkındaki bilgilerin son derece popüler bir konsept olan yapay sinir ağları yardımıyla yorumlanmasının uygun olacağını düşünülmüştür. Bu maksatla çok katmanlı perseptron YSA(MLP-Multi Layer Perceptron) kullanılmıştır. Matlab simülasyon ortamında aşağıdaki simulink diyagramı kullanılarak 80 çift stereo görüntünün optik akışı hesap edilerek, bir veri seti meydana getirilmiştir. Her stereo görüntü için elemanlarının çoğunluğu 0 ve 1 arasında olan iki boyutlu matrisler elde edilmiştir. Müteakiben bir matlab programıyla, bu matrislerin her birinden 10 adet özellik içeren vektörler elde edilerek MLP için 80 adet girdi vektöründen oluşan veri seti oluşturulmuştur.

Yapay sinir ağının eğitilmesi için Geri Yayılım Algoritmasının (GYA) çok kullanılmasına rağmen, bazı dezavantajları bulunmaktadır. GYA sonuca çok yavaş olarak yaklaşmaktadır. Ayrıca lokal minimuma

Optik Akışın Hesaplanması ve Yapay Sinir Ağları ile Yorumlanarak Mobil Robot İçin Engel Tespiti ve Kaçınma Davranışında Kullanılması



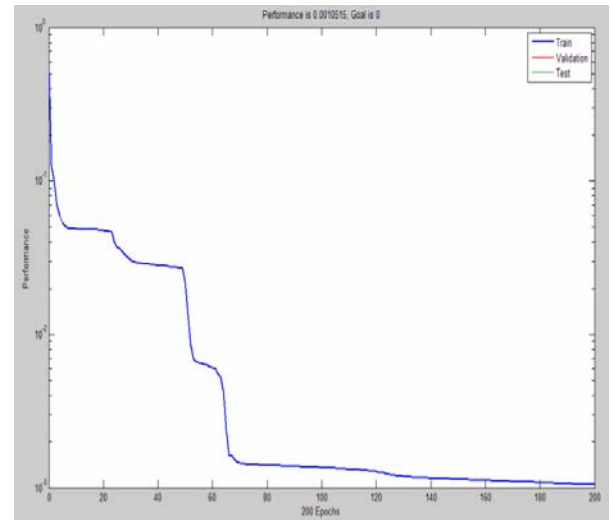
Şekil 11. Optik Akışın Hesaplanmasında Kullanılan Matlab Simulink Diyagramı

yakalanma riski de vardır. Geri yayılım, bir adım düşme algoritmasıyken, Levenberg-Marquardt (LM) algoritması Newton metoduna bir yaklaşımdır. LM algoritması, Newton metodunun hızıyla, adım düşme metodunun sağlamlığının bileşkesidir.

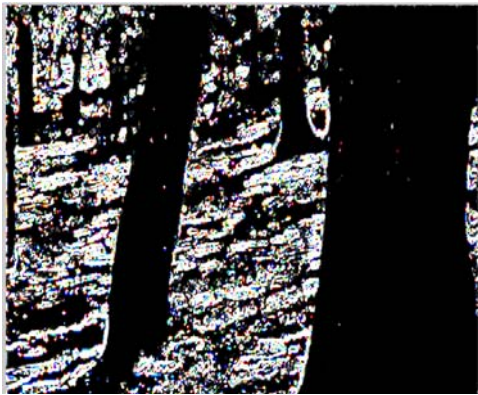
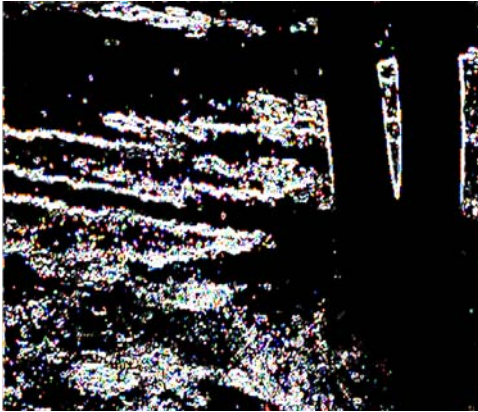
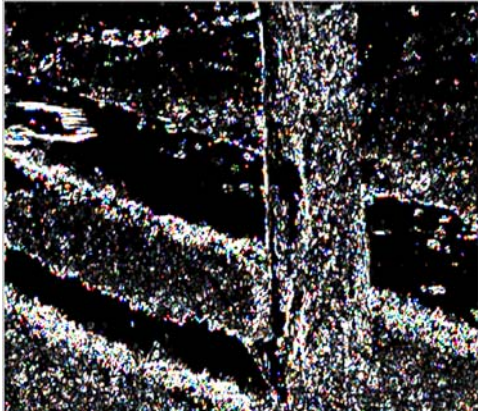
LM öğrenme algoritması minimumu araştırma metodlarının ikincisidir. Her bir iterasyon adımında hata yüzeyine parabolik yaklaşımla yaklaşılır ve parabolün minimumu o adım için çözümü oluşturur. Sonuç olarak Levenberg-Marquardt algoritması çok hızlı olarak Levenberg-Marquardt algoritması ise sonuca yavaş ulaşmakta ve daha az bellek gerektirmektedir. Bu çalışma için, teknik olanakların artmasından dolayı bellek kısıtlarından ziyade navigasyonda gerçek zamanlı kullanım için hızın önemli olduğu sonucuna varılmıştır. Sonuç olarak yapay sinir ağı Levenberg-Marquardt algoritması kullanarak eğitmeye karar verilmiştir. 10'lu 80 vektörden oluşan veri setinin 60 tanesini kullanarak, 200 adımda eğitilmiş bir ağ oluşturuldu. Ağın eğitilme performansı Şekil 12'de görülmektedir. MLP ağının eğitilme performansı alınan görüntüden engel tanıma işlemi için yeterli görülmektedir.

Ağ daha fazla sayıda görüntü ile çok daha özel durumlarda engel tespit edecek şekilde eğitilebilir. Müteakiben 20 görüntüden oluşturulan test seti ile yapay sinir ağı test edilmiştir. Sonuç olarak minimum mutlak hatayı (MAE-Minimum absolute error) 0.1137 olarak elde edilmiştir. Bu sonucun engel tespiti ve engellerden kaçınma davranışı için yeterince tatminkar olduğu değerlendirilmiştir. Müteakiben yapılan denemelerde ağın çalışmasında herhangi bir sorunla karşılaşmamıştır.

Optik akış hesabı ve YSA kullanılarak engel tespitinde karşımıza çıkacak problemler robot uygulamalarında görüntü sensörlerinin karşılaştığı problemlerle doğru orantılıdır. Şekil 13'de navigasyon ortamından alınan, optik akış hesaplanmasında kullanılan görüntülerin çıktıları görülmektedir. Ancak her ortam ve şartta optik akış hesaplaması bu şekilde ideal çıkmamaktadır. Özellikle çok kirli ortamlarda görüntü işleme ve optik akış hesabı şu anki tekniklerle istenen sonuçları verememektedir.



Şekil 12. MLP ağ eğitiminde istenen hedefe yaklaşma



10. ENGEL TESPİTİ VE ENGELDEN KAÇINMA DAVRANIŞININ MATLAB AKIŞI

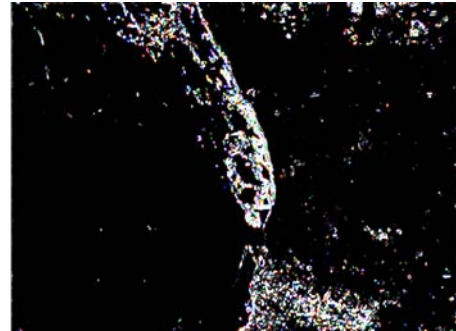
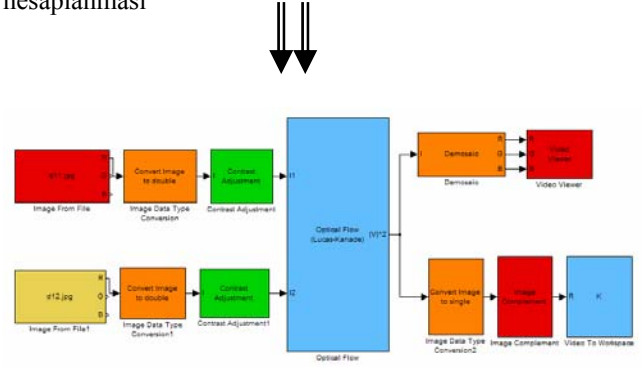
1. Adım : Stereo görüntünün navigasyon ortamından elde edilmesi



Sağ Görüntü

Sol Görüntü

2. Adım :Matlab simulink bloğu ile optik akışın hesaplanması



3. Adım : Elde edilen optik akış matrisinden bir matlab programı yardımıyla 10 özellik içeren bir vektörün oluşturulması (özellik vektörü).

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	6.1881	5.313636	6.709267	6.40	4.80	0.0421	0.6106	0.1977	7.413	24.7376
2										

Şekil 13. Navigasyon ortamından alınan,optik akış hesaplanmasında kullanılan görüntü çıktıları

4. Adım : Elde edilen vektör oluşturulan çok katmanlı perceptrona gönderilerek engel varlığı belirlenir.

Mobil robotun komuta kısmı tespit edilen engelden kaçınmak için gerekli davranışını sürüş kumanda olarak gönderir. Bu adımlar sürekli olarak tespit edilir. Engel oldukça kaçınma yapılı ve engel olmayan sürüş açısında devam edilir.

11. ANALİZ VE SONUÇ

Bu çalışmada elde edilen deneysel sonuçlara dayanarak, engellerden kaçınma davranışı için görüntü tabanlı optik akış metodunun kullanılabilceği sonucuna varılmıştır. Mobil robot üzerinde bulunan stereo kamera yardımıyla elde edilen stereo görüntüden, optik akışı hesaplayarak engel tespiti ve engellerden kaçınma davranışını gerçekleştirebilmektedir. Optik akışı yorumlamasında Yapay sinir Ağı kullanımının hızlı ve etkin sonuçlar verdiği görülmüştür. Yapay sinir ağı ve akıllı sistemlerin mobil robot uygulamalarında çok önemli bir yeri olacağı değerlendirilmektedir.

12. KAYNAKLAR

- [1] Josh Clanton, 2005. Optical Flow Computation Using the Horn & Schunck Algorithm.
- [2] Kahlouche Souhila and Achour Karim, 2005. Optical Flow based robot obstacle avoidance.
- [3] Jorg Rett and Jorge Dias, 2007. Autonomous Robot Navigation-A study using Optical Flow and log-polar image representation.
- [4] Toby Low and Gordon Wyeth, 2005. Obstacle Detection using Optical Flow. School of Information Technology and Electrical Engineering University of Queensland.
- [5] Jun Li, 2006. Learning Reactive Behaviors with Constructive Neural Networks in Mobile Robotics. Yüksek Lisans Tezi.
- [6] Daniel Oberhoff, Andy Stynen, and Marina Kolesnik, 2006. Neural Network Architecture for Modeling the Joint Visual Perception of Orientation, Motion, and Depth.
- [7] Philippe Künzle, 2005. Building Topological Maps For Robot Navigation Using Neural Network. Department of Computer Science McGill University, Montréal. Doktora Tezi.
- [8] Kahlouche Souhila and Achour Karim, 2006. Optical Flow based robot obstacle avoidance.
- [9] Horn, K.P. & Schunck, B.G., 1981. Determining optical flow. Artificial intelligence.
- [10] Eliete Maria de Oliveira Caldeira, Hans Jörg Andreas Schneebeli, Mário Sarcinelli-Filho, 2005. An optical flow-based sensing system for reactive mobile.
- [11] Thorsten Gernoth, 2004. Sequential Feature Matching and Structure from Motion for Robot

Navigation. Göteborg University and Chalmers University of Technology. Master Tezi

[12] Sameer Agarwal, Satya P. Mallick, David Kriegman, and Serge Belongie, 2006. On Refractive Optical Flow. University of California, San Diego, La Jolla CA 92093, USA.

[13] J. L. Barron, D. J. Fleet, and S. S. Beauchemin, 1994. Performance of optical flow techniques. International Journal of Computer Vision,

[14] Jason Campbell, Rahul Sukthankar, Illah Nourbakhsh, 2004. Techniques for Evaluating Optical Flow for Visual Odometry in Ekstreme Terrain. Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2004.

ÖZGEÇMİŞLER

P.Bnb. Erdoğan DUR

1971 Yılında Sivas'ta doğdu. İlk ve orta öğrenimini İstanbul'da tamamladı. 1989 yılında Maltepe Askeri Lisesi'ni bitirdi. 1993 yılında Kara Harp Okulu elektronik mühendisliğinden Teğmen rütbesiyle mezun oldu. 1995 yılında Piyade Okulu /İSTANBUL 'da Subay Temel Eğitimi'ni tamamladı. 1995 yılında subay temel eğitimini tamamlamaya müteakip Özel Kuvvetlere katıldı. 2006 yılı Eylül ayında Kara Kuvvetleri Komutanlığı nam ve hesabına yüksek lisans eğitimine hak kazanarak Hava Harp Okulu Havacılık ve Uzay Teknolojileri Enstitüsünde Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalında Yüksek Lisans Eğitimini tamamladı. Otonom navigasyon, akıllı sistemler ve kontrol mühendisliği alanlarında çalışmalarına devam etmektedir.

Prof. Dr. Hakan TEMELTAŞ

1963 Yılında İstanbul'da doğdu. İlk ve orta öğrenimini İstanbul'da tamamladı. 1984 yılında İstanbul Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Fakültesini bitirdi. 1987 yılında yine aynı üniversitede yüksek lisansını tamamladı. 1993 yılında ise Nottingham Üniversitesi (University of Nottingham) Doktorasını bitirdi. Halen İstanbul Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Fakültesinde görevine devam etmektedir. Evli ve iki çocuk babasıdır.

Yrd.Doç.Dr.Hv.Müh.Alb. Sefer KURNAZ

Hava Harp Okulu Elektronik Mühendisliği Bölümünden lisans, Ege Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümünden yüksek lisans, İstanbul Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümünden doktora derecesi aldı. Halen Hava Harp Okulu Havacılık ve Uzay Teknolojileri Enstitüsü Müdürü olarak görev yapmaktadır.