



Yapay sinir ağı temelli uyarlamalı doğrusal model-öngörülü kontrol Artificial neural network based adaptive linear model predictive control

Meriç ÇETİN^{1*}, Selami BEYHAN², Bedri BAHTIYAR³

¹Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Denizli, Türkiye
mccetin@pau.edu.tr

²Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Denizli, Türkiye
sbeyhan@pau.edu.tr

³Pamukkale Üniversitesi Denizli Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu, Elektrik Ve Enerji Bölümü, Denizli, Türkiye
bedribahtiyar@pau.edu.tr

Geliş Tarihi/Received: 22.05.2016, Kabul Tarihi/Accepted: 12.07.2016
* Yazışılan yazar/Corresponding author

doi: 10.5505/pajes.2016.50475
Özel Sayı Makalesi/Special Issue Article

Öz

Gerçek zamanlı sistemlerin modellenemeyen dinamikleri ve bozucu etkileri sistemin doğru çalışmasını engellemektedir. Sistemin kontrolü için tasarlanan denetleyiciler, istenmeyen etkileri dikkate alacak şekilde olmalıdır. Bu çalışmada, doğrusal sistemler için uyarlamalı belirsizlik modelleyici temelli model-öngörülü denetleyici (UMPC) önerilmiştir. Modelleyicide yapay sinir ağı (YSA) yapısı kullanılarak belirsizlik fonksiyonunun uyarlamalı öğrenme adımı ile hızlı şekilde yaklaşıklanması sağlanmıştır. Uyarlamalı belirsizlik modelleyici temelli model-öngörülü denetleyicinin kararlılığı Lyapunov aday fonksiyonu ile gösterilmiştir. Standart MPC ve önerilen UMPC gerçek-zamanlı DC/DC güç dönüştürücü kontrolüne uygulanmıştır. Standart MPC kullanıldığında bilinmeyen parametreler ve ortam gürültüsünden kaynaklı DC/DC dönüştürücü iyi izleme sağlayamamıştır. Fakat önerilen yapının uygulanması ile belirsizlikler tahmin edilerek ve etkili sistem dinamiklerinde kullanılarak hassas ve başarılı izleme sonuçları elde edilmiştir. Önerilen yapının sonraki çalışmalarda kullanılması öngörülmektedir.

Anahtar kelimeler: Model-öngörülü denetleyici, Uyarlamalı doğrusal model-öngörülü denetleyici, Uyarlamalı YSA, Kararlılık, Gerçek zamanlı DC/DC güç dönüştürücü.

Abstract

The effect of the unmodeled dynamics and unknown disturbances prevent the accurate control of the real-time systems. The designed controllers must undertake the effect of these undesired uncertainties. In this paper, adaptive uncertainty modeling based model predictive controller is proposed for the control of uncertain linear systems. The uncertainty modeling structure uses an artificial neural network with adaptive learning rate for fast approximation. The stability of the proposed adaptive uncertainty modeling based model predictive control (UMPC) is shown using Lyapunov candidate function. Conventional MPC and proposed UMPC are applied to the control of a real-time DC/DC buck power converter. The conventional MPC cannot accurately control the DC/DC converter due to the unknown parameters and unmodeled dynamics. However, the proposed UMPC controller can accurately control the system with modeling the uncertainties in controller dynamics. The proposed controller is promising to control uncertain systems in future applications.

Keywords: Model predictive control, Adaptive linear model predictive control, Adaptive neural networks, Stability, Real-time DC/DC converter.

1 Giriş

Doğrusal ve doğrusal-olmayan sistemlerin kontrolünde belirsizliklerin kontrol başarısı üzerinde etkisi çoktur. Özellikle model-tabanlı denetleme yöntemlerinde modeldeki belirsizlikler veya sistemde bilinmeyen gürültü veya bozucu etkilerin etkisi ile kontrol başarısı direkt olarak azalmaktadır. Bu amaçla literatürde gürbüz yöntemler veya uyarlamalı yöntemler kullanılmaktadır [1]-[3].

Model-öngörülü denetleyiciler (MPC), endüstride en sık kullanılan kontrol metotlarından birisidir [4]. Bu yöntemde amaç, mevcut giriş işaretleri ile ileri yönlü sistem çıkışını kestirmek ve bu çıkışları doğrultusunda hesaplanan izleme hatalarını kullanarak ikinci dereceden gradyan-azalan yönünde kontrol işaretleri elde etmektir. Bu sayede diğer denetleyicilere göre sistemin farklı referans sinyallerini daha hızlı izlemesi sağlanmaktadır [5]. Genel olarak, model-öngörülü denetleyicilerde model-tabanlı yöntemlerle birlikte kullanılan ileri yönlü kestirimci yapısı önerilmektedir. Bu yapılarda sistem modelinin tam olarak bilinmesi zorunluluğu bir dezavantaj olarak düşünülebilir [6]. Bulanık mantık, yapay sinir ağı veya destek vektör mekanizması gibi yapay zeka

uygulamalarında ise sistem modeli kullanılmadan yinelemeli sistem tanılama temelli model-öngörülü yapılarla kontrol işlemi gerçekleştirilmektedir [7]-[9].

Evrinsel yaklaşıklama teorisi ile yapay sinir ağlarının (YSA) fonksiyon yaklaşıklama yeteneği gösterilmiştir [10],[11]. YSA'nın başarılı şekilde fonksiyon yaklaşıklaması nedeniyle yinelemeli fonksiyon yaklaşıklama veya genel sistem tanılamada tercih edilen bir yöntem olmuştur [10]. YSA ağlarının başarısında, optimizasyon metodu, gizli katman sayısı, nöron sayısı, giriş verisi ve en önemlisi giriş-çıkış arasındaki korelasyon önemli yer tutmaktadır.

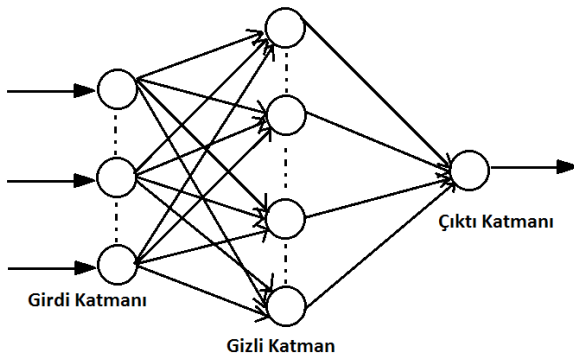
Bu çalışmada, gerçek zamanlı bir DC/DC güç dönüştürücü devresi için model-tabanlı standart bir model-öngörülü denetleyici metodu tasarlanmıştır. Buradaki güç devresinde bazı parametre değerlerinin sistemdeki bozucu etkiler nedeniyle sürekli değişmesi sonucu standart MPC yöntemi iyi bir izleme performansı sağlayamamaktadır. Bu sistemde, sistem modeline dair hiçbir bilgiye sahip olunmasaydı bu durumda bulanık mantık veya yapay sinir ağı temelli bir MPC yapısı tasarlanması yoluna gidilebilirdi. Fakat bu çalışmada sistem modelinin bir kısmı bilindiği için geriye kalan belirsizliklerden veya bozucu etkilerden kaynaklı olan

fonksiyon kısmının yinelemeli olarak yaklaşılması tercih edilmiştir. Belirsizliklerin uyarlamalı bir şekilde yaklaşılması amacıyla tasarlanan gürbüz, doğrusal MPC yapısı içinde bu fonksiyonların kontrol performansı incelenmiştir. Yaklaşılacak belirsizlik fonksiyonunun sistem modelinde kullanılması ile birlikte parametre eğitiminde uyarlamalı öğrenme adımının katkısıyla daha hassas bir izleme performansı elde edilmesi planlanmıştır.

Bu çalışma şu şekilde düzenlenmiştir: Bölüm 2'de yapay sinir ağı, Bölüm 3'te standart model-öngörülü denetleyici ve Bölüm 4'te ise uyarlamalı model-öngörülü denetleyici anlatılmıştır. DC-DC dönüştürücü dinamikleri ve gerçek zamanlı karşılaştırmalı deneysel sonuçlar Bölüm 5'te verilmiş ve Bölüm 6'da sonuçlar sunulmuştur.

2 Uyarlamalı yapay sinir ağı

Tek gizli katmana sahip çok-giriş tek-çıkış yapay sinir ağı Şekil 1'deki gibi gösterilmektedir. Nedensel bir YSA ağı için girdi katmanında sistemin girişleri ve sistemin çıkışlarının önceki değerleri kullanılabilir.



Şekil : YSA yapısı.

YSA yapısının çıkışı aşağıdaki gibi formüle edilmektedir.

$$\hat{y}[n] = \hat{w}_0^T[n]f(\hat{w}^T[n]x[n] + b[n]) \quad (1)$$

burada $\hat{w}_0^T[n]$, $\hat{w}^T[n]$, $b[n]$ parametreleri, sırasıyla çıkış katmanı ağırlık matrisi, giriş katmanı ağırlık matrisi ve bias vektörünü göstermek üzere YSA yapısında olarak optimize edilmesi gereken parametreleri ifade etmektedir. Bu parametreler çevrimiçi ve çevrimdışı yaklaşımla amacına uygun olarak farklı optimizasyon metodları ile ayarlanmaktadır. Genel olarak tek katmanlı YSA'da, gizli katmanda bulunan nöronlar doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonlarına sahiptir. Bu fonksiyonlardan kullanımı en yaygın olan sigmoid fonksiyonudur ve fonksiyon

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

şeklinde tanımlıdır. Sigmoid fonksiyonu dışında tanjant hiperbolik ve Gauss fonksiyonları en bilinen diğer aktivasyon fonksiyonlarıdır.

Bu çalışmada kontrol edilen sistemdeki belirsizliklerin uyarlamalı olarak YSA ile yaklaşılması yapılmıştır. YSA belirsizlik modelleyici tasarımında, YSA parametreleri modelleme hatasını en küçük yapacak şekilde uyarlamalı (adaptif) gradyan-azalan yönünde güncellenmiştir. V fonksiyonu, en küçük yapılmak istenen amaç fonksiyonu olmak üzere, parametreler için güncelleme kuralı [10],

$$\hat{w}[n+1] = \hat{w}[n] - \eta[n] \frac{\Delta V}{\Delta w} \quad (3)$$

olarak tanımlanmıştır. Burada $\eta[n]$ terimi, parametre eğitiminde kullanılan uyarlamalı öğrenme adımı, $\frac{\Delta V}{\Delta w}$ ise amaç fonksiyonu kestiriminin parametre vektörüne göre parçalı türevidir. Amaç fonksiyonu ve kararlılık Bölüm 4'te verilmiştir.

3 Standart doğrusal model-öngörülü denetleyici

Genel olarak doğrusal, zamanla değişmeyen, kısıtlı ve sürekli-zamanlı bir sistem

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= \mathbf{A}x(t) + \mathbf{B}u(t), \\ y(t) &= \mathbf{C}x(t) \\ X_i &= \{x_i \in \mathfrak{R} \mid x_{i_{min}} \leq x_i \leq x_{i_{max}}, i = 1, \dots, N\} \\ U_r &= \{u_r \in \mathfrak{R} \mid u_{r_{min}} \leq u_r \leq u_{r_{max}}, r = 1, \dots, R\} \\ Y_q &= \{y_q \in \mathfrak{R} \mid y_{q_{min}} \leq y_q \leq y_{q_{max}}, q = 1, \dots, Q\} \end{aligned} \quad (4)$$

şeklinde yazılabilir. Kapalı formda tanımlanan N -boyutlu sistem için $x(t) \in \mathfrak{R}^N$ durum vektörünü, $u(t) \in \mathfrak{R}^R$ kontrol işaret vektörünü ve $y(t) \in \mathfrak{R}^Q$ ölçüm çıkış işaret vektörünü göstermektedir. Sistem matrisleri $\mathbf{A} \in \mathfrak{R}^{N \times N}$, $\mathbf{B} \in \mathfrak{R}^{N \times R}$, ve $\mathbf{C} \in \mathfrak{R}^{Q \times N}$ şeklindedir. Bu çalışmada (4) ile verilen sistemde (\mathbf{A}, \mathbf{B}) çiftinin kontrol edilebilir, (\mathbf{C}, \mathbf{A}) çiftinin gözlenebilir olduğu ve sistemin durumlarına, parametrelerine ve kontrol işaretlerine göre türetilir olduğu varsayımı yapılmıştır. Burada sistem sürekli-zamanlı ancak kontrol elemanı ayrık-zamanlı olduğu için sürekli-zamanlı işaretlerin belli bir örnekleme periyodu T_s ile örnekleme gerekmektedir. Örnekleme periyodu

$$\begin{aligned} y(t)|_{t=(n+k)T_s} &= y((n+k)T_s) = y[n+k] \\ x(t)|_{t=(n+k)T_s} &= x((n+k)T_s) = x[n+k] \\ u(t)|_{t=(n+k)T_s} &= u((n+k)T_s) = u[n+k] \end{aligned} \quad (5)$$

olarak ayrık-zamanlı işaret şeklinde kullanılabilir. Sistemde sadece giriş-çıkış sinyallerinin ölçülebildiği koşullar dikkate alınarak tasarlanan model-öngörülü denetleyiciler ile üretilen kontrol işaretlerinin sisteme uygulanması sonucu sistem durumları ve çıkış işaretleri farklı değerlere ulaşmaktadır. \bar{y} , referans sinyali vektörünü göstermek üzere, bu işaretin kısa vadeli gelecekte alacağı değerlerin $(\bar{y}[n+k], k = 1, 2, \dots, K_y)$ önceden bilindiği varsayılmaktadır. Bu durumda genel kontrol problemi, (4) ile verilen kısıtları sağlamak şartıyla sistem çıkışının $(y[n])$ referans işaretini mümkün olduğunca yakından takip etmesini sağlayacak uygun bir aday kontrol işaretinin $(u[n])$ bulunması problemine dönüşmektedir. K_y kestirim ufku olmak üzere $[\hat{y}_1[n+1], \dots, \hat{y}_q[n+K_y]]$, sistemin q . çıkışı için K_y -adım sonraki kestirim vektörünü, λ_r , r . giriş işareti ile ilgili cezalandırma terimini ifade etmektedir. (4) eşitliği ile verilen kısıtlara sahip bir sistemde ayrık-zamanlı doğrusal standart MPC yaklaşımı kısıtlamalı bir optimizasyon problemi şeklinde düşünüldüğünde amaç fonksiyonu J ,

$$\begin{aligned} J(u[n]) &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{K_y} \sum_{j=1}^Q (\bar{y}_j[n+i] - \hat{y}_j[n+i])^2 \\ &+ \sum_{r=1}^R \frac{1}{2} \lambda_r (u_r[n] - u_r[n-1])^2 \end{aligned} \quad (6)$$

olarak formüle edilir. Burada $\delta u[n]$ gibi bir düzeltme terimi aday kontrol işareti vektörüne eklenirse $(u[n] + \delta u[n])$

doğrusal sisteme uygulanacak en uygun kontrol hareketi $u^*[n]$ ile amaç fonksiyonunu en küçük yapacak $J(u[n] + \delta u[n]) < J(u[n])$ şartı sağlanmış olur. J fonksiyonunu $\delta u[n]$ terimine göre en küçük yapmak için ikinci dereceden Taylor yaklaşımı kullanılır:

$$J(u[n] + \delta u[n]) \cong J(u[n]) + \frac{\partial J(u[n])}{\partial u[n]} \delta u[n] + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 J(u[n])}{\partial u^2[n]} (\delta u[n])^2. \quad (7)$$

J fonksiyonu, $\delta u[n]$ terimine göre türetilerek sifıra eşitlenirse,

$$\delta u[n] = - \frac{\frac{\partial J}{\partial u[n]}}{\frac{\partial^2 J}{\partial u^2[n]}} \quad (8)$$

ifadesi elde edilir. \mathbf{e} kestirim hatası olmak üzere, düzeltme terimindeki 1. ve 2. dereceden türevlerin hesaplama karmaşıklığı nedeniyle bu türevlerin yerine Jakoben yaklaşımı $(\frac{\partial J}{\partial u[n]} = 2\mathbf{J}_u^T \mathbf{e}, \frac{\partial^2 J}{\partial u^2[n]} \cong 2\mathbf{J}_u^T \mathbf{J}_u)$ kullanıldığında düzeltme terimi $\delta u[n] = - \frac{\mathbf{J}_u^T \mathbf{e}}{\mathbf{J}_u}$ olarak yeniden düzenlenebilir. Artık amaç fonksiyonu için gerekli boyutlu \mathbf{J}_u matrisi aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$\mathbf{J}_u = - \begin{bmatrix} \frac{\partial \hat{y}_1[n+1]}{\partial u_1[n]} & \frac{\partial \hat{y}_1[n+1]}{\partial u_2[n]} & \dots & \frac{\partial \hat{y}_1[n+1]}{\partial u_R[n]} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial \hat{y}_Q[n+K_y Q]}{\partial u_1[n]} & \frac{\partial \hat{y}_Q[n+K_y Q]}{\partial u_2[n]} & \dots & \frac{\partial \hat{y}_Q[n+K_y Q]}{\partial u_R[n]} \\ \frac{\partial \sqrt{\lambda_1} \Delta u[n]}{\partial u_1[n]} & \frac{\partial \sqrt{\lambda_1} \Delta u[n]}{\partial u_2[n]} & \dots & \frac{\partial \sqrt{\lambda_1} \Delta u[n]}{\partial u_R[n]} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial \sqrt{\lambda_R} \Delta u[n]}{\partial u_1[n]} & \frac{\partial \sqrt{\lambda_R} \Delta u[n]}{\partial u_2[n]} & \dots & \frac{\partial \sqrt{\lambda_R} \Delta u[n]}{\partial u_R[n]} \end{bmatrix} \quad (9)$$

Bu durumda kontrol hareketi için gerekli olan güncelleme kuralı:

$$u[n] \leftarrow u[n] + \delta u[n] \quad (10)$$

$$\delta u[n] = -(\mathbf{J}_u^T \mathbf{J}_u + \mu \mathbf{I})^{-1} \mathbf{J}_u^T \mathbf{e}$$

şeklinde yazılır. Burada $\mathbf{I}_{R \times R}$ birim matris olup μ ise dik iniş ve Newton metotları arasında anahtarlama sağlayan bir terimdir. Aday kontrol işareti vektörüne eklenecek uygun bir düzeltme terimi elde edildiğinde hesaplanan \mathbf{J}_u matrisi amaç fonksiyonunu yinelemeli bir şekilde en küçük yapmaktadır. Sonuç olarak doğrusal model-öngörülü denetleyici yapısı için doğru kontrol hareketini sağlayan eşitlikler hesaplanmış olur.

4 Önerilen uyarlamalı doğrusal model-öngörülü denetleyici

Doğrusal, sürekli-zamanlı ve eşitlik (4) ile verilen kısıtlara sahip bir sistemin dinamiklerinde bir belirsizlik fonksiyonu olduğu düşünüldüğünde,

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}(t) &= \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \hat{\mathbf{f}}(t), \\ \mathbf{y}(t) &= \mathbf{C}\mathbf{x}(t) \end{aligned} \quad (11)$$

$\hat{\mathbf{f}}(t)$ sistemin bilinmeyen dinamiklerinden veya bozucu etkilerden kaynaklanan sınırlı bir belirsizlik fonksiyonu vektörü olarak varsayılır. Bu koşullar altında, (11) eşitliği ile

verilen sistemin K_y kestirim ufku boyunca ileri yönlü durumları yinelemeli olarak aşağıdaki şekilde tanımlanır [12].

$$x_{t+K_y|t} = A^{K_y} x(t) + \sum_{l=0}^{K_y-1} A^l B u_{t+K_y-1-l} + \sum_{j=0}^{K_y-1} A^j \hat{\mathbf{f}}_{t+1} \quad (12)$$

Referans sinyali takip edecek bir denetleyici tasarımı yapmak için izleme hatası $\mathbf{e}(t) = [e_1(t) e_2(t) \dots e_N(t)]^T$ biçiminde tanımlanırsa sürekli-zamanlı hata dinamiği

$$\dot{\mathbf{e}}(t) = \mathbf{A}_c \mathbf{e}(t) + \mathbf{B}_c \mathbf{u}(t) + \hat{\mathbf{f}}(t) \quad (13)$$

şeklinde elde edilir. Küçük bir örnekleme periyodu (T_s) için

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= \mathbf{I} + \mathbf{A}_c T_s \\ \mathbf{B} &= \mathbf{B}_c T_s \\ \mathbf{G} &= \mathbf{T}_s \end{aligned} \quad (14)$$

dönüşümü ile ayrık-zamanlı durum, giriş ve belirsizlik fonksiyonu değişkenlerini tutan matrisler ($\mathbf{A} \in \mathfrak{R}^{N \times N}, \mathbf{B} \in \mathfrak{R}^{N \times 1}, \mathbf{G} \in \mathfrak{R}^{N \times 1}$) tanımlanır. Bu matrisleri kullanarak izleme hatası ayrık-zamanda,

$$\mathbf{e}[n+1] = \mathbf{A}\mathbf{e}[n] + \mathbf{B}\mathbf{u}[n] + \mathbf{G}\hat{\mathbf{f}}[n] \quad (15)$$

biçimiyle yeniden düzenlenir. İlerleyen kestirim ufku fikrine dayanarak tasarlanan uyarlamalı model-öngörülü (UMPC) denetleyici için kuadratik formdaki amaç fonksiyonu (K_y gibi belirli bir aralık için tanımlı izleme hatasına dayanarak):

$$V_1(u[n]) = \sum_{i=1}^{K_y} e^T [n+i] \mathbf{Q} e[n+i] + u^T [n+i] \mathbf{R} u[n+i] + \mathbf{H}^T \mathbf{Q} \mathbf{G} \hat{\mathbf{f}}[n] u[n+i] \quad (16)$$

olarak tanımlanır. Burada $\mathbf{Q} \geq 0, \mathbf{R} \geq 0, (\mathbf{Q} \in \mathfrak{R}^{N \times N}, \mathbf{R} \in \mathfrak{R}^{R \times N})$ şeklinde tanımlı ağırlık matrisleridir. İlerleyen kestirim ufku mantığına göre K_y gibi belirli bir aralık için izleme hatası kestirimi

$$\begin{aligned} e[n+K_y|n] &= \prod_{j=1}^{K_y-1} A[n+h|n] e[n] + \sum_{i=1}^{K_y} \left(\prod_{j=1}^{K_y-1} A[n+j|n] \right) \\ &\quad * B[n+i-1|n] u[n+i-1] \\ &\quad + B[n+K_y-1|n] u[n+K_y-1] \\ &\quad + \sum_{i=1}^{K_y} \left(\prod_{j=1}^{K_y-1} A[n+j|n] \right) \\ &\quad * G[n+i-1|n] u[n+i-1] \\ &\quad + G[n+K_y-1|n] u[n+K_y-1]. \end{aligned} \quad (17)$$

şeklinde bulunur. K_y kestirim ufku için $E^* \in \mathfrak{R}^{N \times K_y}$ izleme kestirim hatası vektörü,

$$E^*[n] = [e[n+1|k] e[n+2|k] \dots e[n+K_y|k]] \quad (18)$$

ve $U[n]$ kontrol vektörü,

$$U[n] = [u[n] u[n+1] \dots u[n+K_y-1]] \quad (19)$$

şeklinde yazılır.

$$\Lambda[n] = \prod_{j=1}^{K_y-1} A[n+j|n] \quad (20)$$

Eşitlik (20) dönüşümü yapılırsa \mathbf{E}^* izleme kestirim hatası vektörü aşağıdaki gibi yeniden düzenlenebilir:

$$\mathbf{E}^*[n] = \mathbf{F}[n]\mathbf{e}[n] + \mathbf{H}[n]\mathbf{U}[n] + \mathbf{G}[n]\hat{\mathbf{f}}[n] \quad (21)$$

burada \mathbf{F} matrisi,

$$\mathbf{F}[n] = [A[n|n] \ A[n+1|n]A[n|n] \ \dots \ \Lambda[n,0]], \quad (22)$$

\mathbf{G} matrisi,

$$\mathbf{G}[n] = \begin{bmatrix} G[n|n] & 0 & \dots \\ A[n+1|n]G[n|n] & G[n+1|n] & \dots \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ \Lambda[n,1]G[n|n] & \Lambda[n,2]G[n+1|n] & \dots \end{bmatrix} \mathbf{G} \quad (23)$$

ve \mathbf{H} matrisi,

$$\mathbf{H}[n] = \begin{bmatrix} B[n|n] & 0 & \dots \\ A[n+1|n]B[n|n] & B[n+1|n] & \dots \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ \Lambda[n,1]B[n|n] & \Lambda[n,2]B[n+1|n] & \dots \end{bmatrix} \mathbf{B} \quad (24)$$

olarak tanımlanır. Tasarlanan denetleyici için kontrol kuralının amacı, tahmin edilen sistem çıkışının istenen referans sinyaline olabildiğince yakın olmasını sağlamaktır. \bar{y} , referans sinyali vektörünün kısa vadeli gelecekte alacağı değerlerin önceden bilindiği varsayıldığına göre durum uzayında izleme hatası,

$$e_c[n+i] = A_r^i e_c[n], \quad (i = 1, \dots, K_y) \quad (25)$$

şeklinde yazılır. Bu eşitlikten ileriye yönelik kontrol hatası değerinin referans \mathbf{A}_r model matrisi ile tanımlanan dinamiklere göre azalması gerektiği sonucu çıkarılabilir. Referans izleme hatası vektörü \mathbf{E}_r^* ,

$$\mathbf{E}_r^*[n] = [e_c[n+1]e_c[n+2] \ \dots \ e_c[n+K_y]] \quad (26)$$

ise tüm K_y aralığı için $\mathbf{E}_r^* \in \mathbb{R}^{N \times K_y}$ şeklinde olacaktır. Bu durumda $\mathbf{F}_r = [\mathbf{A}_r \ \mathbf{A}_r^2 \ \dots \ \mathbf{A}_r^{K_y}]^T$ olmak üzere referans izleme hatası,

$$\mathbf{E}_r^*[n] = \mathbf{F}_r \mathbf{e}[n] \quad (27)$$

şeklinde yazılabilir. MPC'deki temel düşünce, belirli bir kestirim ufku boyunca tahmin edilen izleme kestirim hatası ile referans izleme hatasının arasındaki farkı en küçük yapabilmektir. Bu düşünceye uygun olarak çalışmada kullanılan notasyona bağlı kalarak aşağıdaki gibi bir amaç fonksiyonu yazılabilir:

$$V_1(\mathbf{U}[n]) = (\mathbf{E}_r^* - \mathbf{E}^*)^T \bar{\mathbf{Q}} (\mathbf{E}_r^* - \mathbf{E}^*) + \mathbf{U}^T \bar{\mathbf{R}} \mathbf{U} + \mathbf{H}^T \bar{\mathbf{Q}} \mathbf{G} \mathbf{f} \quad (28)$$

Kontrol kuralını yazabilmek için amaç fonksiyonunu kontrol işaretine göre en küçük yapmak gerekir. Bunun için:

$$\frac{\partial V_1}{\partial \mathbf{U}} = -2\bar{\mathbf{Q}}\mathbf{H}^T\mathbf{E}_r^* + 2\mathbf{H}^T\bar{\mathbf{Q}}\mathbf{E}^* + 2\bar{\mathbf{R}}\mathbf{U} - \mathbf{H}^T\bar{\mathbf{Q}}\mathbf{G}\mathbf{f} + \mathbf{H}^T\bar{\mathbf{Q}}\mathbf{G}\hat{\mathbf{f}} = 0 \quad (29)$$

eşitliği sağlanmalıdır. (21) ve (27) eşitlikleri (29) denkleminde yerine yazılırsa bu durumda kontrol işareti

$$\mathbf{U}_1[n] = (\mathbf{H}^T\bar{\mathbf{Q}}\mathbf{H} + \bar{\mathbf{R}})^{-1}\mathbf{H}^T\bar{\mathbf{Q}}(\mathbf{F}_r - \mathbf{F})\mathbf{e}[n] \quad (30)$$

şeklinde hesaplanabilir. Burada

$$\bar{\mathbf{Q}} = \begin{bmatrix} Q & 0 & \dots & 0 \\ 0 & Q & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & Q \end{bmatrix}, \bar{\mathbf{R}} = \begin{bmatrix} R & 0 & \dots & 0 \\ 0 & R & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & R \end{bmatrix} \quad (31)$$

olarak tanımlanmıştır. $\mathbf{U}_1[n]$ standart MPC sinyalinin yanında uyarlamalı YSA ile elde edilen giriş sinyali aşağıdaki gibi eklenmektedir.

$$\mathbf{U}_2[n] = -\frac{1}{B_c}\hat{\mathbf{f}}[n] \in \mathbb{R}^{N \times 1}, \quad (32)$$

$\mathbf{U}_2[n]$ sinyali N adet durum için N adet YSA belirsizlik fonksiyonu olduğunu göstermektedir. $\hat{\mathbf{f}}[n]$ belirsizlik modelleyici YSA fonksiyonu (1)'de verilmiştir. Sisteme uygulanan kontrol işareti,

$$\mathbf{U}[n] = \mathbf{U}_1[n] + \mathbf{U}_2[n] \quad (33)$$

gibi olacaktır.

Uyarlamalı YSA'nın parametrik kararlılığını göstermek için ikinci bir Lyapunov üye fonksiyon kullanarak modelleme kararlılığı ifade edilebilir [13]. MPC'nin kararlılığı Lyapunov fonksiyonu ile açıkça gösterilemediği için iki Lyapunov fonksiyonun kararlılığının gösterilmesi ile genel kararlılık sağlanmış olacaktır.

$e_m[n] = f[n] - \hat{f}[n]$ modelleme hatası ve $e_c[n]$ izleme hatası olmak üzere uyarlamalı MPC için aday Lyapunov fonksiyonu

$$V[n] = \frac{1}{2}e_m^2[n] \quad (34)$$

şeklinde seçilir. Bu Lyapunov fonksiyonunun ayrık zaman indisine göre değişimi

$$\begin{aligned} \Delta V[n] &= V[n+1] - V[n] \\ &= \frac{1}{2}(e_m^2[n+1] - e_m^2[n]), \\ &= \Delta e_m[n] \left[e_m[n] + \frac{1}{2}\Delta e_m[n] \right] \end{aligned} \quad (35)$$

ve modelleme hatasının değişimi $\Delta e_m[n] \approx [\partial \mathbf{e}_m / \partial \hat{\boldsymbol{\theta}}]^T \Delta \hat{\boldsymbol{\theta}}$ iken parametre değişimi

$$\Delta \hat{\boldsymbol{\theta}} = -\zeta[n]e_c[n]\varphi[n] \quad (36)$$

olarak tasarlanır. Bu durumda,

$$\Delta e_m[n] = -\zeta[n]e_c[n]\varphi^T[n]\varphi[n] \quad (37)$$

olur.

Varsayım: Uyarlamalı kontrolde modelleme hatası arttıkça izleme hatasının artacağı bilinmektedir. Sistemin sınırlı başlangıç ve sınırlı referans sinyali koşullarında sınırlı çıkış durumunda izleme hatası da sınırlı kalacaktır. MPC denetleyici kısmında $\mathbf{U}_1[n]$ seçimi maliyet fonksiyonunu minimum yapacak şekilde seçilirken sınırlı izleme hatasına izin verilmektedir.

Bu varsayımla aşağıda izleme hatasının modelleme hatasına göre değiştiği varsayılmıştır.

$$\mathbf{e}_c = S[n]e_m[n] \quad (38)$$

Bu durumda $S[n]$ Hurwitz matris olduğu yani sınırlı kaldığı varsayılmıştır. Bu sayede kararlılık ispatında çelişki yolu ile modelleme hatasının sıfıra gittiği gösterilebilir. Yukarıdaki varsayımdan sonra eşitlik izleme hatası, modelleme hatası cinsinden ifade edilebilir hale gelir.

$$\Delta V[n] = -\zeta[n]e_c[n]\varphi^T[n]\varphi[n] \begin{bmatrix} e_m[n] \\ -\frac{1}{2}\zeta[n]e_c[n]\varphi^T[n]\varphi[n] \end{bmatrix} \quad (39)$$

$$= -\zeta[n]S[n]e_m^2\varphi^T[n]\varphi[n] \begin{bmatrix} 1 \\ -\frac{1}{2}\zeta[n]S[n]\varphi^T[n]\varphi[n] \end{bmatrix} \quad (40)$$

şeklinde düzenlenebilir. Burada $\rho[n] = S[n] \begin{bmatrix} 1 \\ -\frac{1}{2}\zeta[n]\varphi^T[n]\varphi[n] \end{bmatrix}$ ifadesi için yapılan bu tanımlamadan sonra Lyapunov fonksiyonunun değişimi

$$\Delta V[n] = -\zeta[n]\rho[n]e_m^2[n]\varphi^T[n]\varphi[n] \quad (41)$$

olarak yazılabilir. Burada uyarlamalı öğrenme adımı

$$\zeta[n] < \frac{2S[n]}{\varphi^T[n]\varphi[n]} \quad (42)$$

seçilirse $\rho[n]$ her zaman pozitif kalacaktır ve $\Delta V[n]$ Lyapunov fonksiyonun değişimi negatif olacaktır. Bu sonuç aslında izleme hatasından bağımsız olarak YSA modelin belirsizliği modelleyebildiğini ve hatanın sınırlı kaldığını göstermektedir. Dolayısıyla izleme hatası da sınırlı kalacaktır. Bu çalışmada tek bir YSA modeli kullanılmaktadır ve bu yapı için $\zeta[n] > 1$ olarak seçilmiştir. $\zeta[n]$ teriminin değeri parametre eğitiminde kullanılan uyarlamalı öğrenme adımı $\xi[n]$ terimi ile sınırlanmaktadır.

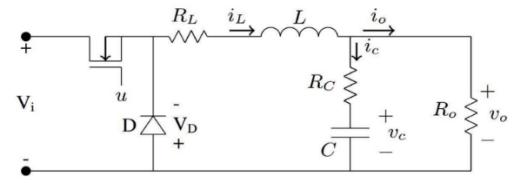
$$\eta[n] = \frac{\zeta[n]}{1 + \varphi^T[n]\varphi[n]} < \xi[n] \quad (43)$$

Sonuç olarak YSA belirsizlik modelleme kararlı olduğu gösterilmiştir. Burada elde edilen sonuç belirsizlik olması durumunda izleme hatasını azaltacak yönde seçilen parametre değişimi ile izleme hatası azaltılmakta ve bilinmeyen belirsizlik fonksiyonu modellenmektedir.

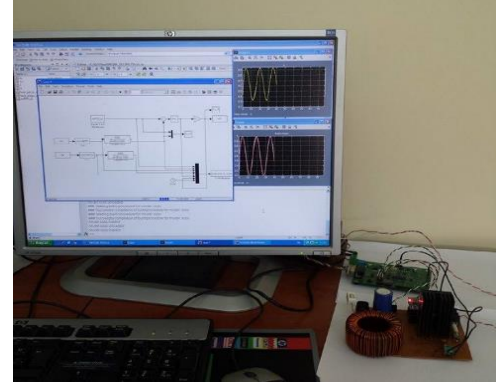
5 Gerçek zamanlı uygulama sonuçları

5.1 DC/DC güç dönüştürücü

Kontrol edilebilir elektrik gücüne ya da voltajına ihtiyaç duyulan birçok güç elektroniği uygulamasında DC/DC güç dönüştürücüler kullanılmaktadır. Herhangi bir giriş gerilimi için DC/DC güç dönüştürücüsünün çıkış gerilimi, devredeki yarıiletken anahtarın iletim ya da kesimde olma sürelerinin denetlenmesi ile belirlenmektedir. Kullanılan denetleme yöntemine bağlı olarak üretilen kontrol işaretini ile Darbe Genişlik Modülasyonu (PWM) sinyali ayarlanmaktadır. Üretilen PWM sinyali ise yarıiletken anahtarın iletim-kesim süresini belirlemektedir. Şekil 2'de bu çalışma için kullanılan dönüştürücü devresi, Şekil 3'te ise gerçek-zamanlı sistem düzeneği görülmektedir.



Şekil 2: DC/DC güç dönüştürücü devresi.



Şekil 3: Gerçek-zamanlı DC/DC güç dönüştürücü sistemi.

Devrede u kontrol işaretinin uygulanacağı anahtarlama elemanı olarak IRFP450 MOSFET ve diyot olarak MUR460 kullanılmıştır. DC/DC güç dönüştürücü devresinin matematiksel modeli

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= \frac{1}{L}(R_C i_o - (R_C + R_L)i_L - v_c + (V_D + V_i)u - V_D) \\ \dot{x}_2 &= \frac{1}{C}i_c = \frac{1}{C}(i_L - i_o) \\ y &= x_1 \end{aligned} \quad (44)$$

şekindedir. Burada u , kontrol işaretini, x_1 bobin akımını (i_L), x_2 kondansatör gerilimini (v_c) ifade etmekte olup sistem çıkışı ise bobin akımı olacak şekilde seçilmiştir. Devrede ölçüm sinyallerinden bobin akımı (i_L) ve yük akımı (i_o) ölçülebilir olmasına karşılık kondansatör gerilimi (v_c), kondansatör direnci R_C 'den bağımsız bir şekilde ölçülememektedir. Bu nedenle (44) ile verilen sistem denklemlerinde, \dot{x}_2 dinamiğinin bağlı olduğu i_c parametresi işlemlerde ölçülebilir büyüklükler cinsinden ifade edilmiştir. Tasarlanan dönüştürücü devresi için kontrol işareti $u_{min} = 0$, $u_{max} = 1$ ve örnekleme süresi ise $\tau_{min} = \tau_{max} = 0.001s$ aralığında tutulmuştur. Dinamikleri (44) ile verilmiş olan güç dönüştürücü sistemine ait parametreler Tablo 1'de verilmiştir.

Tablo 1: DC/DC güç dönüştürücü devresine ait parametreler.

Parametre	Değer
V_i	Giriş gerilimi 12V
V_D	Diyot gerilimi 1.05V
L	Bobin endüktansı <i>belirsiz</i>
R_L	Bobin direnci 0.3Ω
C	Kondansatör kapasitansı 3300μf
R_C	Kondansatör direnci 0.1Ω
R_o	Yük direnci 6.8Ω

Bu çalışmadaki testlerde uyarlamalı belirsizlik modelleyici temelli model-öngörülü denetleyicinin özellikleri kullanılarak belirsiz sistem durumu için istenilen referans sinyalini doğru bir şekilde takip edecek kontrol işaretinin üretilmesi amaçlanmıştır. Elde edilen sonuçlar standart MPC yöntemiyle

karşılaştırılmıştır. Bunun için Matlab Simulink ortamında ayrı ayrı denetleyici yapıları oluşturulmuştur. Dönüştürücü devresi üzerinden ACS712 akım sensörleri kullanılarak ölçülen i_L ve i_o akımlarının değerlerini Simulink'e iletmek ve bilgisayarda üretilen kontrol işaretinin dönüştürücü devresine PWM işareti olarak uygulanmasını sağlamak için Hilink [14] platformu kullanılmıştır. Hilink platformunun genel özellikleri Tablo 2'de verilmiştir. Bilgisayarda gerekli yükleme programının çalıştırılması durumunda Simulink kütüphanesine Hilink platformunun tüm özelliklerine ulaşmak için gerekli araçlar eklenmektedir.

Tablo 2: Hilink Platformu özellikleri.

Bilgisayar Bağlantısı	115200 baud
Analog Girişler	0-5V, 12bit çözünürlük, 8 adet
Analog Çıkışlar	0-5V, 12bit çözünürlük, 2 adet
Sayısal Giriş/Çıkışlar	0-5V, 8 adet
İzleme Kanalı	0-5V, 16bit çözünürlük, 2 adet
Frekans Çıkışı	0-5V, 16 bit çözünürlük, 2 adet
Kodlayıcı Girişi	0-5V, 2 adet
Tetikleme Çıkışı	0-5V, 16bit çözünürlük, 2 adet
Filtrelenmiş	0-5V, 2 adet
Tetikleme Çıkışı	0-5V, 2 adet
H-bridge güç çıkışı	0-Kaynak Gerilimi, 2 adet
Örnekleme Hızı	En fazla 3.8kHz

Akım sensörlerine ait çıkışların çok gürültülü olması nedeniyle Simulink'te elde edilen ölçüm verileri denetleyici algoritmalarında kullanılmadan önce 2. dereceden filtre ile filtrelenmiştir. $T_s = 0.001$ saniye örnekleme aralığı ile ayrıklaştırılmış filtreye ait transfer fonksiyonu aşağıdaki gibi seçilmiştir.

$$H[z] = \frac{0.00022671 (z + 1)^2}{(z - 0.995)(z - 0.8182)} \quad (45)$$

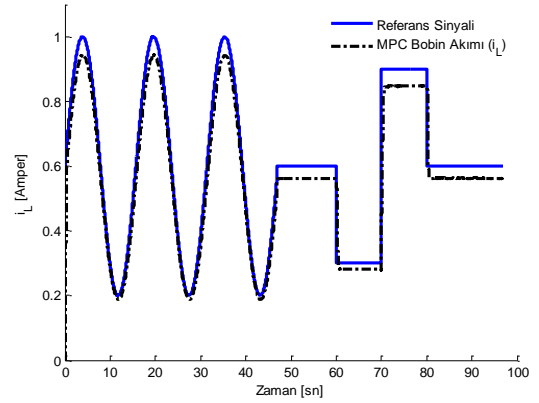
Standart MPC algoritmasında kullanılan kestirim ufku K_y , cezalandırma katsayısı λ_r ve anahtarlama terimi μ tasarım parametrelerinin en uygun değerleri deneysel yöntemlerle bulunmuş ve testlerde bu değerleri ile kullanılmıştır ($K_y = 7$, $\lambda_r = 5 \times 10^{-4}$ ve $\mu = 1 \times 10^{-2}$).

5.2 Karşılaştırmalı sonuçlar

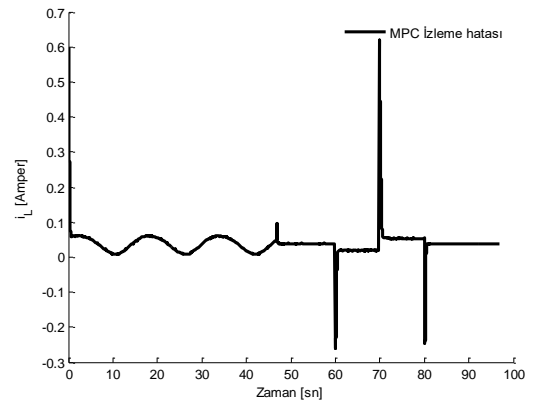
Çalışmanın bu bölümünde standart MPC ve önerilen UMPC yapılarını karşılaştırmak için gerçek zamanlı kontrol uygulamaları yapılmıştır.

5.2.1 Standart MPC ile belirsiz sistem kontrolü

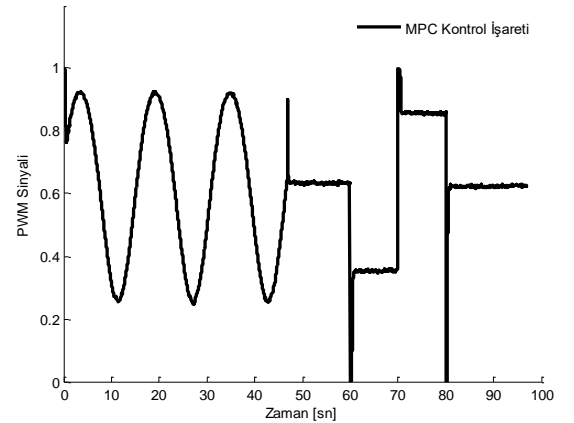
Öncelikle parametreleri belirsiz olan DC/DC güç dönüştürücü devresi standart MPC ile kontrol edilmiştir. Uygulama sonuçları Şekil 4'te verilmektedir. Şekil 4(a)'da görüldüğü üzere tasarlanan standart MPC, belirsiz parametrelerden dolayı başarılı izleme sonuçları üretememiştir. Şekil 4(b)'de izleme hatası verilmiştir. İzleme hatası genel olarak %20'nin altındadır fakat sürekli-hal hatası sıfıra gitmemektedir. Şekil 4(c)'de uygulanan kontrol işareti gösterilmiştir. Kontrol işareti istenilen şekilde $[0,1]$ aralığında üretilmiştir.



(a) Referans izleme



(b) İzleme hatası

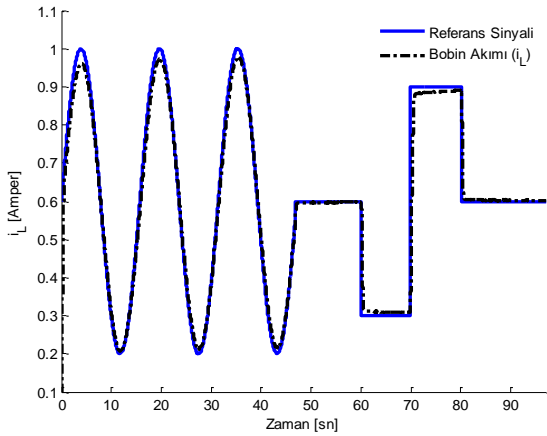


(c) Kontrol işareti

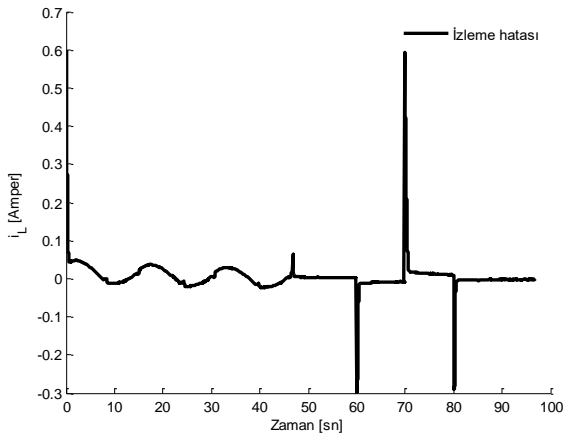
Şekil 4: Standart MPC kontrol sonuçları.

5.2.2 UMPC ile Belirsiz Sistem Kontrolü

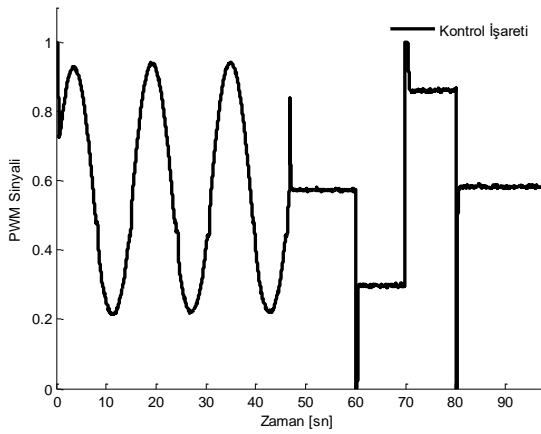
Bu bölümde önerilen uyarlamalı model-öngörülü denetleyici yapısı ile $\eta = 50$ değeri için sistem kontrolüne ait uygulama sonuçları Şekil 5'te verilmiştir.



(a) Referans izleme ($\eta = 50$)



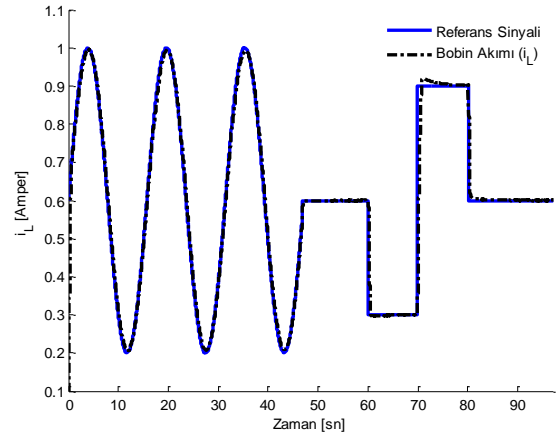
(b) İzleme hatası ($\eta = 50$)



(c) Kontrol İşareti ($\eta = 50$)

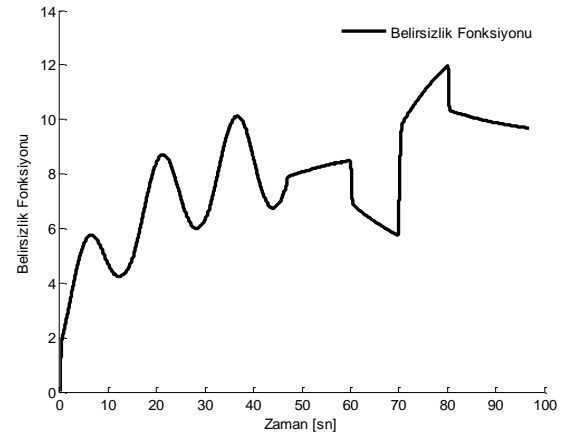
Şekil 5: UMPC kontrol sonuçları.

Şekil 5(a)'da UMPC ile referans izleme sonucu gösterilmektedir. Görüldüğü üzere belirsizlik fonksiyonu standart YSA ile daha geç yaklaşıldığı için tam izleme sağlanamamıştır. Bununla birlikte zamanla YSA'nın belirsizliği modellediği ve kontrol hatası üzerinde belirsizliğin etkisini azalttığı anlaşılmaktadır. Şekil 5(b)'de izleme hatası görülmektedir. İzleme hatası sürekli hal periyotlarında sifıra doğru azalmaktadır. Son olarak Şekil 5(c)'de uygulanan kontrol işareti verilmiştir.

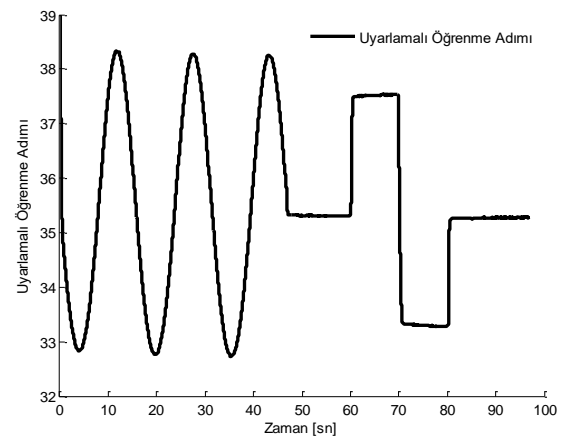


Şekil 6: Referans izleme ($\eta = 250$).

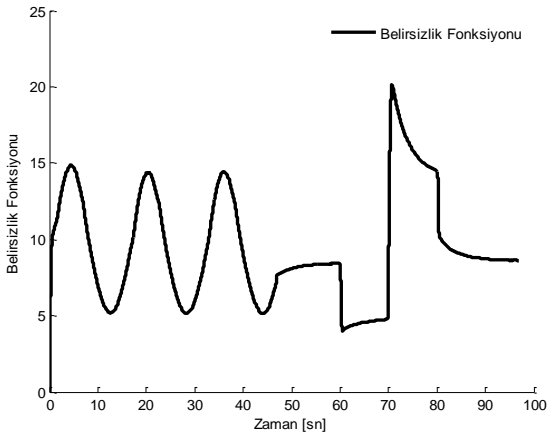
Şekil 6'da ise $\eta = 250$ için izleme sonucu elde edilmiştir. Burada amaç, modellenen belirsizlik fonksiyonunun hızlı artış göstermesi durumunda da izleme hatasına bağlı uyarlamadan dolayı zamanla güçülerek tekrar hatanın daha çok güçülmesini sağlamaktır.



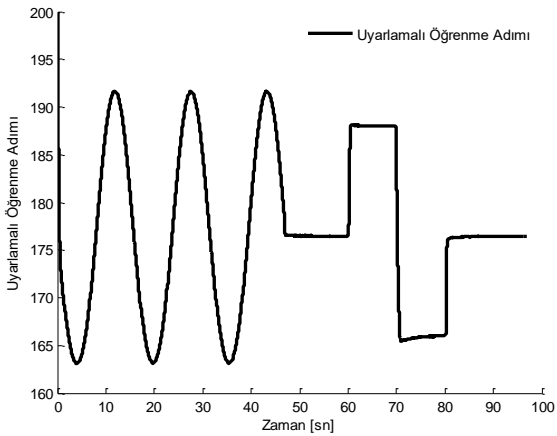
(a) Belirsizlik fonksiyonu ($\eta = 50$)



(b) Uyarlamalı öğrenme adımı ($\eta = 50$)



(c) Belirsizlik fonksiyonu ($\eta = 250$)



(d) Uyarlamalı öğrenme adımı ($\eta = 250$)

Şekil 7: Uyarlamalı YSA sonuçları.

Şekil 7'de YSA-MPC kontrol esnasında iki farklı η değeri için elde edilen sonuçlar verilmiştir. Sistemin dinamikleri doğrusallığa yakın olduğu için Şekil 7(a)'da $\eta = 50$ olduğunda yaklaşıklanan belirsizlik fonksiyonunun referans sinyaline benzer şekilde değiştiği görülmektedir. Şekil 7(b)'de $\eta = 50$ değeri için uyarlamalı öğrenme adımı görülmektedir. Şekil 7(c)'de $\eta = 250$ değeri için YSA yapısının belirsizlik fonksiyonunun değişim verilmiştir. Baz fonksiyonunun zamanla değiştiği ve bu değişimin belirsizliğin yakınsamasında aktif olarak katkı sağladığı söylenebilir. Son olarak Şekil 7(d)'de $\eta = 250$ değeri için zamanla değiştiği gözlenen uyarlamalı öğrenme adımı verilmiştir. Genel olarak ayrıık zamanlı eğitimde bu değerler $[0,1]$ aralığında olması gerekir iken sürekli zamanda örnekleme periyodundan dolayı değişim küçük olduğu için uyarlamalı öğrenme adımı değerleri $[0,1]$ aralığı dışında elde edilmiştir. $[0,1]$ aralığındaki değerleri için yaklaşıklama uzun sürecektir.

Tablo 3: Karşılaştırma sonuçları.

Yöntem	RMSE	IAU
Standart MPC	0.0542	59.653
UMPC	0.0404	55.817

Gerçek zamanlı kontrol sonuçları, ortalama karesel hatanın karekökü (RMSE) ve mutlak kontrol işaretlerinin integrali (IAU) performansları ile Tablo 3'te verilmiştir. Hem RMSE hem de IAU bakımından önerilen UMPC denetleyicisinin daha uygun sonuçları ürettiği, buna karşılık YSA'nın daha geç yaklaşıklamasından dolayı YSA'ya göre kontrole katkısının az olduğu görülmektedir. Bu karşılaştırmanın tarafsız olması için ilk parametreler, baz sayısı ve öğrenme adımı aynı kullanılmıştır.

6 Sonuç

Bu çalışmada, MPC kontrolde belirsizlikleri yaklaşıklaması ve kontrol başarısını artırması için yapay sinir ağı tasarlanmıştır. Tasarlanan UMPC denetleyici gerçek zamanlı DC/DC güç dönüştürücü sistemine uygulanmıştır. Uygulama sonuçlarında başarılı referans izleme sonuçları elde edilmiştir. Uyarlamalı öğrenme adımın büyük seçilmesi durumunda da belirsizlik fonksiyonun uygun şekilde değiştiği yani kararsızlaşmadığı gösterilmiştir. Önerilen UMPC denetleyici ile elde edilen sonuçların standart MPC ile elde edilen sonuçlardan daha iyi olduğu gösterilmiştir. Çalışmada elde edilen gerçek zamanlı uygulama sonuçlarına göre önerilen UMPC yapısının belirsizlik içeren sistemlerin MPC ile kontrolünde yeterli başarı seviyesinde uygulanabileceği gösterilmiştir ve sonraki çalışmalarda kullanılması öngörülmüştür.

7 Kaynakça

- [1] Adetola V, Guay M. "Robust adaptive mpc for constrained uncertain nonlinear systems". *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 25(2), 155-167, 2011.
- [2] Le Maître OP, Knio OM. *Introduction: Uncertainty Quantification and Propagation*, Amsterdam, Netherlands Springer, 2010.
- [3] Yao B, Tomizuka M. "Adaptive robust control of SISO nonlinear systems in a semi-strict feedback form". *Automatica*, 33(5), 893-900, 1997.
- [4] Qin SJ, Badgwell TA. "A survey of industrial model predictive control technology". *Control engineering practice*, 11(7), 733-764, 2003.
- [5] Rawlings JB. "Tutorial overview of model predictive control". *Control Systems*, 20(3), 38-52, 2000.
- [6] Yan Z, Wang J. "Model predictive control of nonlinear systems with unmodeled dynamics based on feedforward and recurrent neural networks". *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 8(4), 746-756, 2012.
- [7] Teixeira M, Žak SH. "Stabilizing controller design for uncertain nonlinear systems using fuzzy models". *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 7(2), 133-142, 1999.
- [8] Calise AJ, Hovakimyan N, Idan M. "Adaptive output feedback control of nonlinear systems using neural networks". *Automatica*, 37(8), 1201-1211, 2001.
- [9] Rojo-Álvarez JL, Martínez-Ramón M, Prado-Cumplido D, Artés-Rodríguez A, Figueiras-Vidal AR. "Support vector method for robust ARMA system identification". *IEEE Transactions on Signal Processing*, 52(1), 155-164, 2004
- [10] Jang JSR, Sun CT, Mizutani E. *Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence*. Upper Saddle River, USA, Pearson, 1997.
- [11] Nauck D, Kruse R. "Neuro-fuzzy systems for function approximation". *Fuzzy sets and systems*, 101(2), 261-271, 1999.

- [12] Klančar G, Škrjanc I. "Tracking-error model-based predictive control for mobile robots in real time". *Robotics and Autonomous Systems*, 55(6), 460-469, 2007.
- [13] Mohammadkhani MA, Bayat F, Jalali AA. (2014). "Design of explicit model predictive control for constrained linear systems with disturbances". *International Journal of Control, Automation and Systems*, 12(2), 294-301, 2014.
- [14] Zeltom Real-Time Hardware-in-the-loop Control Platform for Matlab/Simulink. "HILINK Real-Time Control Platform for MATLAB/Simulink"
<http://www.zeltom.com/product/hilink> (23.06.2016).