

## بهبود پروفایل سرعت در درایو کنترل سرعت موتور القایی با استفاده از ایده‌ای جدید در

### تولید پالس‌های کلیدزنی مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی

حجت مویدی راد<sup>۱</sup>، محسن فرشاد<sup>۲</sup> و محمد علی شمس‌نژاد<sup>۳</sup>

۱- کارشناس ارشد، دانشکده مهندسی - دانشگاه بیرجند- بیرجند- ایران

hojatrad@yahoo.com

۲- استادیار، دانشکده مهندسی - دانشگاه بیرجند - بیرجند - ایران

mfarshad@birjand.ac.ir

۳- استادیار، دانشکده مهندسی - دانشگاه بیرجند - بیرجند - ایران

m\_sh\_80@yahoo.com

**چکیده:** موتورهای القایی به علت سادگی و هزینه کم ساخت، نسبت به ماشین‌های جریان مستقیم برتری داشته، لذا کنترل این موتورها از اهمیت بالایی برخوردار است. روش‌های کنترل سرعت موتور القایی کلاسیک معمولاً برای یک دامنه محدوده‌ای از سرعت مناسب هستند و به طور مشترک برای سرعت‌های بالا، پایین و خیلی پایین استفاده نمی‌شود. مدل ولتاژ به علت افت ولتاژ بر روی مقاومت استاتور، برای سرعت‌های پایین استفاده نمی‌شود. مدل جریان هم به علت اشباع شار، در سرعت‌های بالا استفاده نمی‌شود. در این مقاله، فرمان‌های کلیدزنی توسط یک روش جدید مبتنی بر شبکه عصبی پیشخور چند لایه آشنا به سطوح جریان و ولتاژ مرجع فازها، تولید می‌شوند. همچنین برای تخمین اطلاعات شار و گشتاور مورد نیاز از یک شبکه پرسپترون چند لایه مطابق معمول کارهای قبلی استفاده شده است. با توجه به نحوه تولید پالس، مشکل اشباع شار در سرعت‌های بالا و نیز مشکل افت ولتاژ در سرعت‌های پایین، که از جمله عیوب کارهای قبلی گزارش شده است، برطرف شده است. لذا درایو پیشنهادی موتور القایی در محدوده سرعت‌های بالا و پایین رفتاری پایدار دارد. روش پیشنهادی با استفاده از اطلاعات یک ماشین القایی موجود در نرم افزار مطلب، در محیط سیمولینک شبیه‌سازی شده است که نتایج شبیه‌سازی مؤید ادعاهای ارائه شده هستند.

**واژه‌های کلیدی:** پس انتشار خطا، شبکه عصبی پیشخور، کنترل برداری، موتور القایی.

#### ۱- مقدمه

جریان مستقیم بوده، چنانچه کارآیی بالایی نیز از ماشین انتظار رود، بر این پیچیدگی افزوده خواهد شد. در حقیقت، این پیچیدگی به علت ساختار چند متغیره و غیرخطی موتور القایی است. با توجه به کاربردهای این ماشین مشخصات حالت ماندگار آن حایز اهمیت است.

ماشین‌های القایی، عمومی‌ترین موتورهایی هستند که در سیستم‌های کنترل حرکت صنعت استفاده می‌شوند. کنترل ماشین‌های القایی بمراتب پیچیده‌تر از کنترل ماشین‌های

مهمترین سؤالی که در انتخاب نوع کنترل موتور القایی باید مد نظر قرار گیرد، این است که موتور در چه محدوده‌ای از سرعت کار خواهد کرد، زیرا روش‌های کنترل سرعت موتور القایی کلاسیک معمولاً برای یک دامنه

تاریخ ارسال مقاله : ۱۳۹۰/۰۴/۱۵

تاریخ پذیرش مقاله : ۱۳۹۱/۳/۱۶

نام نویسنده مسؤول : حجت مویدی راد

نشانی نویسنده مسؤول : ایران- بیرجند - دانشگاه بیرجند

- دانشکده مهندسی

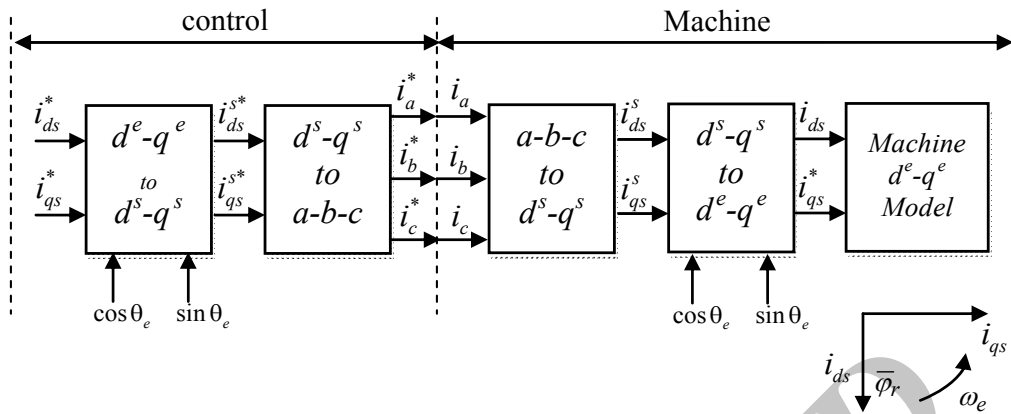
که در سرعت‌های خیلی پایین رفتار خیلی خوبی ندارد و این موضوع در قسمت نتایج مقاله پیشرو آمده است. در [۱۹] نشان داده شده که PI کنترلر قابل تنظیم توسط الگوریتم ژنتیک به علت سرعت پایین در مقایسه با روش‌های هوشمند دیگر چندان کارآیی مؤثری ندارد. در [۲۰] از روش‌های هوش مصنوعی برای بهبود عملکرد درایو کنترل سرعت موتور القایی استفاده شده، که به بهبود پاسخ حالت دائمی درایو منتهی شده است، ولی با این مدل، در حل مشکل درایو برای سرعت‌های پایین توفیقی حاصل نشده است. تغییر هر چند اندک پارامترهای موتور هنگام کار ممکن است کنترلرها را با ناپایداری مواجه نکند، ولی بر کیفیت پاسخ تأثیر بسیاری می‌گذارد. در [۲۱] یک الگوریتم تضعیف شار برای بهبود عملکرد درایو کنترل سرعت در سرعت‌های پایین ارائه شده است، که این الگوریتم برای سرعت‌های پایین رفتار نسبتاً خوبی دارد، ولی برای سرعت‌های خیلی پایین کارآیی مطلوبی ندارد. در [۲۲] درایو کنترل سرعت موتور القایی بر اساس یک مدل هوشمند عاطفی طراحی شده است، ولی عملکرد این مدل برای سرعت‌های پایین و خیلی پایین نشان داده نشده است. این مدل راهکاری برای مشکل اشباع شار در سرعت‌های پایین نسبت به مدل‌های مرسوم کلاسیک دیگر ارائه نکرده است.

همان طور که اشاره شد، محدوده سرعت عملیاتی یک موتور، نوع روش کنترل سرعت موتور القایی را مشخص می‌کند، اما در این مقاله با ارائه درایو پیشنهادی عصبی این مشکل کاملاً برطرف شده است.

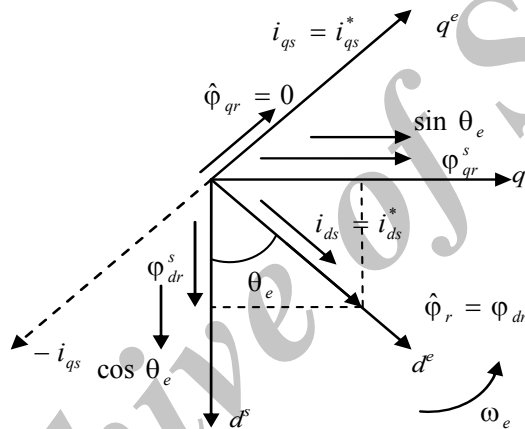
ساختار ادامه مقاله بدین شرح است: بلوک دیاگرام درایو کنترلی پیشنهادی با تمام جزئیات همراه با خلاصه‌ای از روند مدل‌سازی موتور القایی و نیز چگونگی تولید سیگنال‌های مرجع ولتاژ و جریان‌های مورد نیاز در بخش ۲ ارائه شده‌اند. در بخش ۳، ساختار و روند آموزش شبکه‌های عصبی پیشخور مورد استفاده برای تخمین اطلاعات شار و گشتاور مورد نیاز و نیز تولید پالس‌های کلیدزنی واحد اینورتر معرفی شده‌اند. در بخش ۴ نتایج شبیه‌سازی ارائه و بالاخره مقاله با ارائه نتیجه‌گیری در بخش ۵ پایان می‌یابد.

محدوده‌ای از سرعت مناسب هستند و به طور مشترک برای سرعت‌های بالا، پایین و خیلی پایین استفاده نمی‌شود [۱]. رایجترین روش کنترل سرعت در موتورهای القایی، کنترل برداری است [۶] - [۱]. از آن جایی که پردازش بر روی سیگنال‌های فیدبکی در این گونه درایوها اساساً پیچیده است، استفاده از میکروکمپوترها و یا پردازشگرهای سیگنال دیجیتال در این درایوها امری معمول است [۷]. در سال‌های اخیر کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در حوزه‌های الکترونیک قدرت و درایوهای الکتریکی پیشرفت چشمگیری داشته است [۷] و [۸]. به هر حال، در درایوهای کنترل سرعت موتورهای القایی، دقت تخمین شار روتور اهمیت زیادی دارد.

تخمین شار روتور در مدل‌های معمول جریان و ولتاژ به ترتیب به مقاومت روتور و استاتور وابسته است. در این راستا، تاکنون چندین روش کاهش حساسیت پارامتر برای روش کنترل برداری گزارش شده است. در [۷] پارامترهای کنترلی درایو موتور القایی توسط یک شبکه عصبی پیشخور تولید شده است. در [۹] یک روش کنترل سرعت تطبیقی مبتنی بر تابع گشتاور گزارش شده است که البته در محدوده سرعت‌های کم و خیلی کم و نیز به دلیل وقوع افت ولتاژ بر روی مقاومت استاتور کارآیی خود را از دست می‌دهد. از درایو پیشنهادی در [۱۰] در محدوده‌ی سرعت‌های زیاد، به علت وجود مقدار بزرگ نیروی محرکه الکتریکی و لذا اشباع شار، نمی‌توان استفاده کرد. در [۱۱] از فیلتر کالمن تعمیر یافته صرفاً برای تخمین مقاومت روتور استفاده شده است. در [۱۲] تنها تخمین مقاومت استاتور مورد توجه قرار گرفته است. در [۱۵] - [۱۳] از روش کنترل برداری برای طراحی درایو کنترل سرعت موتور القایی استفاده شده است، که در [۱۳] تکنیک‌های مختلف تخمین تنها مقاومت روتور تشریح شده است. در [۱۶] برای تخمین مقاومت‌های استاتور و روتور هنگام کار از دو شبکه عصبی پیشخور استفاده شده است. در [۱۷] برای برطرف کردن مشکل کنترل سرعت موتور در محدوده‌های بسیار پایین از تخمین مقاومت استاتور استفاده شده است. در [۱۸] از یک مدل جبران کننده شار برای سرعت‌های پایین استفاده شده است،



شکل (۱): نمایش شماتیکی کنترل برداری مدل  $d-q$  موتور القایی.



شکل (۲): نمودار برداری مؤلفه‌های  $d-q$  و  $ds-qs$

## ۲- کنترل برداری موتور القایی

### ۲-۱- مدل موتور القایی

نمایش شماتیکی روش کنترل؛ برداری موتور القایی  $d-q$  در شکل (۱) نشان داده شده است که به کمک آن می‌توان ساختار کنترل را بر اساس مدل ماشین تشریح کرد. پارامترهای اصلی کنترل یعنی  $i_{ds}^*$  و  $i_{qs}^*$  که مقادیری dc هستند، به کمک سیگنال‌های  $\sin \omega_e t$  و  $\cos \omega_e t$  از روی سیگنال شار ساخته می‌شوند [۱]. محورهای  $d-q$  روی  $d_s - q_s$  و به صورت فازوری در موتور القایی در شکل (۲) نشان داده شده‌اند [۱]. معادلات (۱) تا (۱۰) برای تولید سیگنال‌های برگشتی، مورد استفاده قرار گرفته‌اند [۷].

$$\Phi_{qs}^s = \int (v_{qs}^s - R_s i_{qs}^s) dt \quad (۲)$$

$$\Phi_{qm}^s = \Phi_{qs}^s - L_{ls} i_{qs}^s \quad (۳)$$

$$\Phi_{dm}^s = \Phi_{ds}^s - L_{ls} i_{ds}^s \quad (۴)$$

$$\Phi_{qr}^s = \frac{L_r}{L_m} \Phi_{qm}^s - L_{lr} i_{qs}^s \quad (۵)$$

$$\Phi_{dr}^s = \frac{L_r}{L_m} \Phi_{dm}^s - L_{lr} i_{ds}^s \quad (۶)$$

$$T_e = \frac{3P}{\gamma} (\Phi_{ds}^s i_{qs}^s - \Phi_{qs}^s i_{ds}^s) \quad (۷)$$

$$\Phi_r = \sqrt{(\Phi_{qr}^s)^2 + (\Phi_{dr}^s)^2} \quad (۸)$$

$$\cos \theta_e = \frac{\Phi_{dr}^s}{\Phi_r} \quad (۹)$$

$$\sin \theta_e = \frac{\Phi_{qr}^s}{\Phi_r} \quad (۱۰)$$

$$\Phi_{ds}^s = \int (v_{ds}^s - R_s i_{ds}^s) dt \quad (۱)$$

ولتاژ و جریان فازها تخمین زد. جریان‌های استاتور مستقیماً از طریق حسگرهای جریان اندازه‌گیری می‌شوند و شار روتور، گشتاور و سیگنال‌های  $\sin \omega_e t$  و  $\cos \omega_e t$  با توجه به نمایش شماتیکی شکل (۴) تخمین زده می‌شوند [۱].

### ۲-۳- نحوه تولید سیگنال‌های مرجع ولتاژ

برای تولید سیگنال‌های مرجع ولتاژ، به صورت شکل (۵) عمل می‌کنیم [۱]. در ضمن به تولید سیگنال‌های مرجع فاز  $c$  نیازی نیست، زیرا فاز  $c$  با فازهای  $a$  و  $b$  رابطه دارد. توسط جریان‌های سه فاز اندازه‌گیری شده، جریان‌های  $d$  و  $q$  را تولید و با مقادیر مرجعشان که از طریق سیگنال‌های خطای شار و سرعت به دست آمده‌اند، مقایسه می‌کنیم. سپس سیگنال‌های خطای تولید شده را از بلوک کنترل کننده عبور می‌دهیم و با مقایسه مجددی که انجام می‌شود و با تبدیل اطلاعات دو فاز به سه فاز، ولتاژهای مرجع مورد نیاز بلوک تولید پالس‌ها ساخته می‌شوند.

### ۳- معرفی دو شبکه عصبی پیشخور مورد

استفاده جهت تخمین سیگنال‌های کنترلی و نیز تولید پالس‌های کلیدزنی مورد نیاز واحد اینورتر

### ۳-۱- آموزش شبکه‌های عصبی پیشخور مورد

#### استفاده

شبکه عصبی پرسپترون چند لایه از جمله قدیمیترین و پرکاربردترین شبکه‌های عصبی نوع پیشخور است که قدرت تطبیق و تعمیم بالای آن سال‌ها قبل به اثبات رسیده است [۲۳]. متداولترین روش آموزش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه الگوریتم پس انتشار خطاست که نخستین بار از سوی رملهارت و همکارانش پیشنهاد شد [۲۴].

پارامترهای به کار رفته در روابط (۱) تا (۱۰) و نیز پارامترهای موتور القایی عبارتند از:

$V_{ds}^s (V_{qs}^s)$ : ولتاژ استاتور در محور مستقیم (محور متعامد)

$i_{ds}^s (i_{qs}^s)$ : جریان استاتور در محور مستقیم (محور متعامد)

$\varphi_{ds}^s (\varphi_{qs}^s)$ : شار استاتور در محور مستقیم (محور متعامد)

$\varphi_{dm}^s (\varphi_{qm}^s)$ : شار فاصله هوایی در محور مستقیم (محور متعامد)

$\varphi_{dr}^s (\varphi_{qr}^s)$ : شار روتور در محور مستقیم (محور متعامد)

$\varphi_r$ : مقدار شار روتور

$R_s$ : مقاومت استاتور

$L_{ls}$ : اندوکتانس نشتی استاتور

$L_{lr}$ : اندوکتانس نشتی روتور

$L_m$ : اندوکتانس مغناطیس کننده

$L_r$ : اندوکتانس روتور

$P$ : تعداد زوج قطب

$P_n$ : توان اسمی موتور

$V_n$ : ولتاژ اسمی (خط-خط)

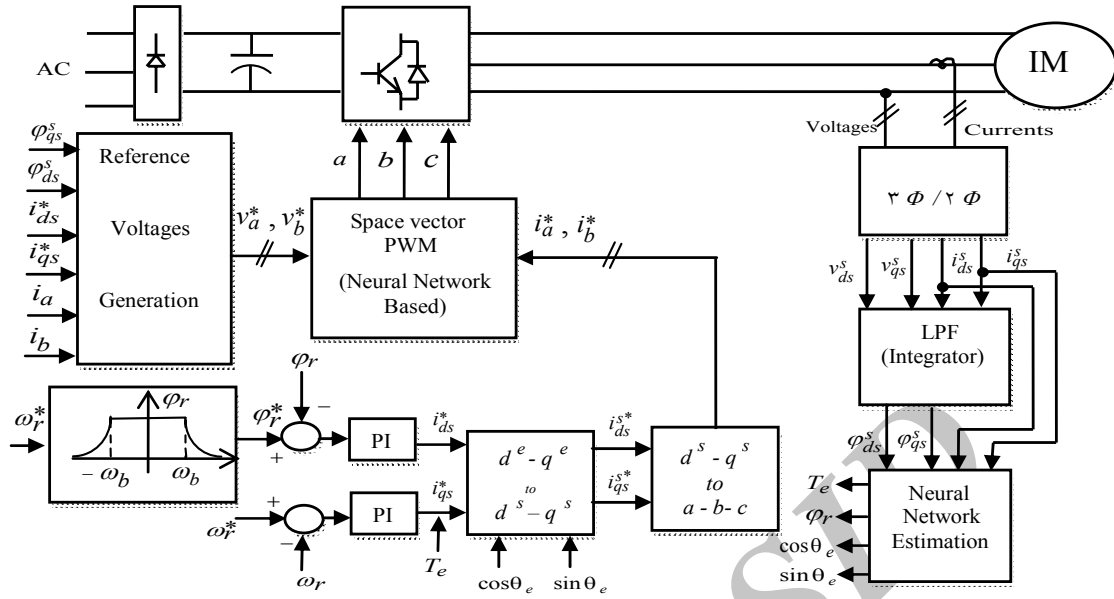
$f_n$ : فرکانس اسمی

$J$ : ضریب اینرسی

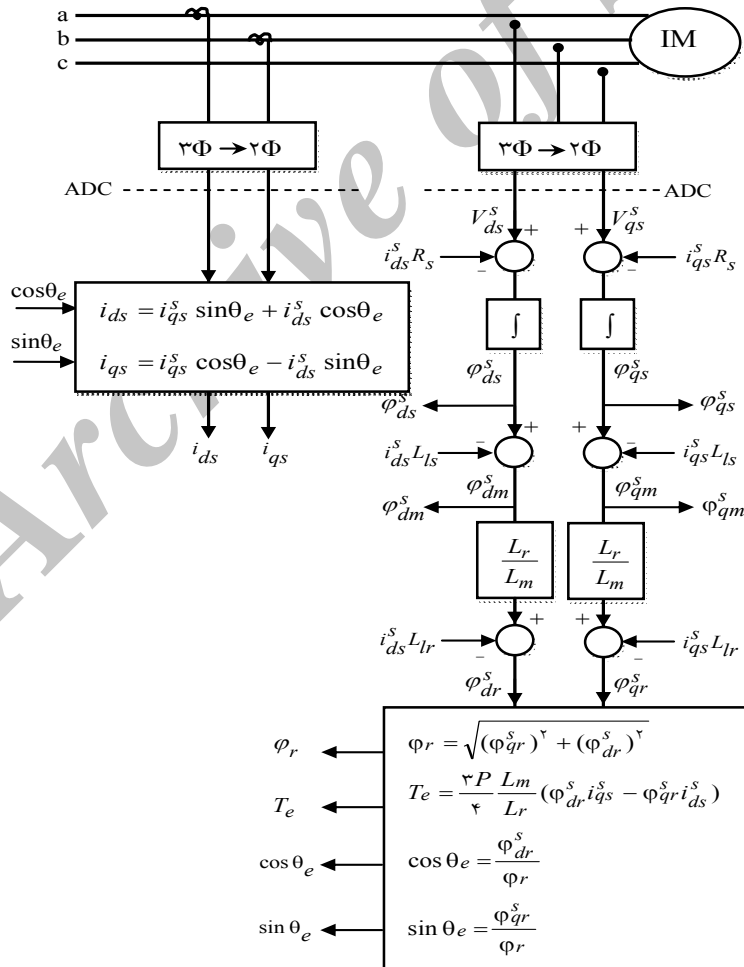
نمایش شماتیکی درایو پیشنهادی کنترل سرعت موتور القایی در شکل (۳) نشان داده شده است. در ادامه جزئیات بلوک‌های تولید سیگنال‌های کنترلی و همچنین تولید سیگنال‌های کنترلی مورد نیاز شرح داده می‌شود.

### ۲-۲- تخمین سیگنال‌های برگشتی مدل ولتاژ

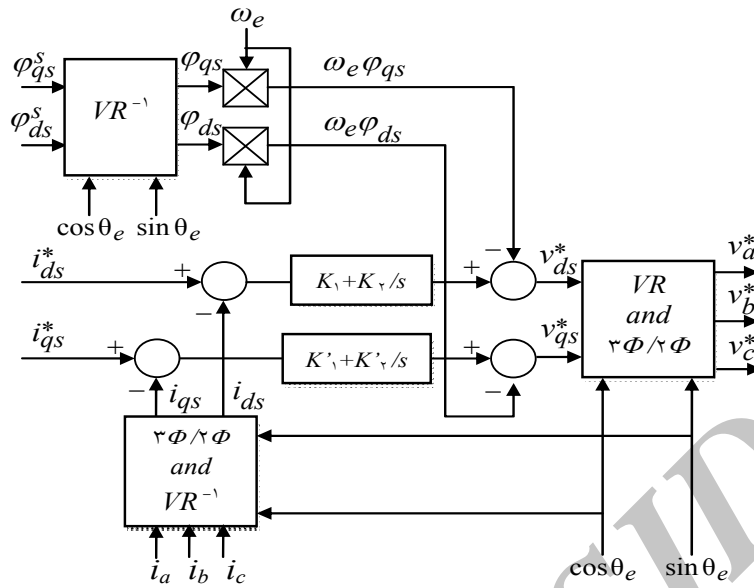
روش کنترل برداری مستقیم به تولید سیگنال‌های بردار واحد از روی فاصله هوایی بستگی دارد. همان‌طور که در نمایش شماتیکی شکل (۴) نشان داده شده است، شارهای شکاف هوایی  $\varphi_{dm}^s$  و  $\varphi_{qm}^s$  را می‌توان از روی مقادیر



شکل (۳): نمایش شماتیکی درایو کنترل سرعت پیشنهادی.



شکل (۴): نمایش شماتیکی تخمین سیگنال‌های برگشتی مدل ولتاژ.



شکل (۵): نمایش شماتیکی نحوه‌ی تولید سیگنال‌های مرجع ولتاژ.

خروجی)،  $y^p$  بردار خروجی واقعی و بالاخره  $d^p$  بردار خروجی مطلوب هستند. خطای مرجع کل  $E$  برای الگو به صورت زیر خواهد شد [۳]:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P E_p = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{j=1}^S (d_j^p - y_j^p)^2 \quad (12)$$

وزن‌های شبکه با هدف کاهش تابع هزینه  $E$  به مقدار کمینه توسط روش گرادیان نزولی تنظیم می‌گردند. معادله اصلاح وزن‌ها به صورت زیر است:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \left( \frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}(t)} \right) \quad (13)$$

که در آن  $w_{ij}(t+1)$  وزن جدید و  $w_{ij}(t)$  وزن قبلی است. همچنین، در این روش، وزن‌ها به طور مداوم برای همه الگوهای آموزش بروز می‌شوند. روند یادگیری فوق هنگامی متوقف می‌شود که مجموع کل خطا از مقدار آستانه تعیین شده کمتر شود و یا تعداد کل دوره‌های آموزش به سرآید [۳].

انتخاب مناسب مجموعه داده‌های آموزشی از جهت عملکرد موفق شبکه عصبی از اهمیت زیادی برخوردار است. این داده‌ها باید حالت‌های مختلفی را که ممکن است

ماهیت این الگوریتم بدین صورت است که در ابتدا یک الگوی آموزشی به شبکه اعمال و خروجی حاصله از شبکه با خروجی مطلوب مقایسه شده و سپس وزن‌های مجهول شبکه از طریق پس انتشار خطای فوق به لایه‌های قبلی (که البته انجام این عمل مبتنی بر یکی از انواع روش‌های بهینه‌سازی کلاسیک، از جمله: گرادیان نزولی، گرادیان مزدوج، مارکوآرت-لونیبرگ و ... است) چنان تنظیم می‌شوند که شبکه الگوی رفتاری مورد نظر را بدرستی تقلید کنند. در این روش، وزن‌های شبکه به طور مداوم به‌زای همه الگوهای آموزشی بروز شده، ضمناً روند یادگیری هنگامی متوقف خواهد شد که مجموع کل خطای مربوط به همه داده‌های آموزشی از مقدار آستانه تعیین شده کمتر، یا تعداد کل دوره‌های آموزش به سرآید.

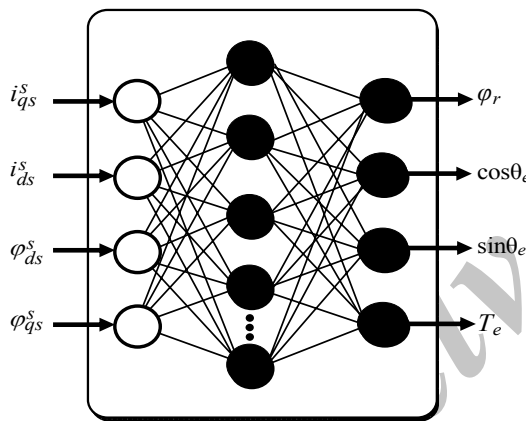
برای الگوی ورودی  $p$ م، مربع خطای خروجی برای همه نرون‌های لایه خروجی شبکه به صورت زیر خواهد شد [۳]:

$$E_p = \frac{1}{2} (d^p - y^p)^2 = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^S (d_j^p - y_j^p)^2 \quad (11)$$

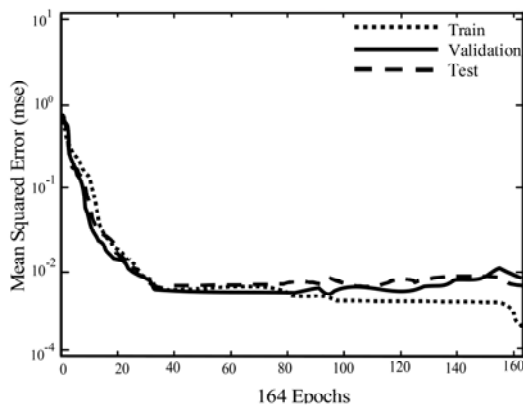
که در آن  $d_j^p$  خروجی مطلوب برای  $j$ امین نرون در لایه خروجی و  $y_j^p$  خروجی واقعی برای  $j$ امین نرون در لایه خروجی،  $S$  بعد بردار خروجی (یا همان تعداد نرون لایه

پیشنهاد شده برای تولید پالس‌های کلیدزنی، صرفاً از اطلاعات جریان یا ولتاژ فاز استفاده می‌شد که به علت وقوع اشباع شار در محدوده سرعت‌های بالا و نیز وقوع افت ولتاژ بر روی مقاومت استاتور در محدوده سرعت‌های پایین، درایوهای پیشنهادی تنها در محدوده باریکی حول سرعت نامی دارای رفتار پایدار بوده‌اند. این نقیصه در درایو پیشنهادی این مقاله، به علت استفاده توأمان از اطلاعات ولتاژ و جریان مرجع دو فاز موتور به بهترین شکل ممکن برطرف گردیده است.

مدل کلاسیکی که بتواند مانند بلوک شکل (۸) با ورودی‌های جریان و ولتاژ مرجع، پالس‌های کلیدزنی را تولید کند، وجود ندارد.



شکل (۶): شبکه عصبی پیشخور دو لایه مورد استفاده برای تخمین سیگنال‌های شار و گشتاور مورد نیاز.



شکل (۷): روند آموزش شبکه عصبی پیشخور دو لایه‌ی مورد استفاده جهت تخمین سیگنال‌های شار و گشتاور مورد نیاز.

در سیستم رخ دهد، پوشش دهند تا شبکه عصبی شرایط مختلفی را تجربه کرده، بازای ورودی‌های متفاوت جواب مناسبی ارائه دهد. برای این منظور، درایو کنترل سرعت مورد نظر، بازای چندین سرعت مرجع و گشتاور بار مختلف شبیه‌سازی و در نهایت حدود ۱۲۰۰ نمونه آموزشی برای آموزش شبکه انتخاب شده‌اند. سرعت‌های مرجع انتخاب شده برای استخراج داده‌های آموزشی باید رنج وسیعی از سرعت‌های کاری موتور تحت کنترل را شامل شوند. استخراج داده‌ها در یک شرایط یکسان شبیه‌سازی برای هر دو مدل کلاسیک ولتاژ و جریان انجام شده است. سرعت‌های مرجع ۰/۱۵، ۰/۲۵، ۰/۳۳، ۰/۴۳، ۰/۶۹ و ۰/۸۶ رادیان بر ثانیه از مدل کلاسیک جریان و سرعت‌های مرجع ۰/۹، ۰/۲۵، ۰/۴۸، ۰/۹۳، ۰/۱۲۶، ۰/۱۸۶ رادیان بر ثانیه از مدل کلاسیک ولتاژ برای تولید داده‌های مورد نیاز انتخاب شده‌اند. گشتاور بار هم متناسب با مجذور سرعت انتخاب شده است.

### ۳-۲- تخمین سیگنال‌های کنترلی شار و گشتاور با شبکه عصبی

شبکه عصبی پیشخور مورد استفاده برای تخمین اطلاعات شار و گشتاور مورد نیاز در شکل (۶) نشان داده شده است [۳]. ورودی‌های شبکه فوق، سیگنال‌های  $\Phi_{ds}^s$ ،  $\Phi_{qs}^s$ ،  $i_{ds}^s$  و  $i_{qs}^s$  و خروجی‌های آن شامل سیگنال‌های کنترلی مورد نیاز هستند. ضمناً تعداد ۳۳ نرون در لایه مخفی شبکه فوق به کار رفته است.

روند آموزش شبکه عصبی پیشخور دو لایه مورد استفاده برای تخمین اطلاعات شار و گشتاور مورد نیاز در شکل (۷) نشان داده شده است.

### ۳-۳- نحوه تولید پالس برای واحد اینورتر

برای تولید پالس‌های کلیدزنی مورد نیاز بلوک اینورتر از اطلاعات ولتاژ و جریان مرجع دو تا از فازهای موتور به عنوان ورودی‌های یک شبکه عصبی پیشخور دو لایه آموزش یافته استفاده شده است. شبکه فوق در شکل (۸) نشان داده شده است. شایان ذکر است که در روش‌های قبلی

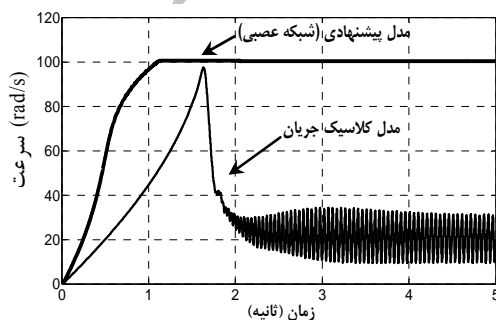
روند آموزش شبکه عصبی پیشخور مورد استفاده برای تولید پالس‌های کلیدزنی مورد نیاز واحد اینورتر در شکل (۹) نشان داده شده است.

#### ۴- شبیه‌سازی

مشخصات نامی و مقادیر پارامترهای موتور القایی مورد استفاده در این بخش به شرح زیر هستند:

$$\begin{aligned}
 p_n &= 149/2 \quad \text{k.V.A.}, & V_n (V_{rms}) &= 460 \quad \text{V} \\
 f_n &= 60 \quad \text{HZ}, & R_s &= 14/85 \quad \text{m}\Omega \\
 L_{ls} &= 0/3027 \quad \text{mH}, & L_m &= 10/46 \quad \text{mH} \\
 R_r' &= 0/05837 \quad \text{m}\Omega, & L_{lr}' &= 0/3027 \quad \text{mH} \\
 J &= 0/4 \quad (\text{kg.m}^2) & P &= 2
 \end{aligned}$$

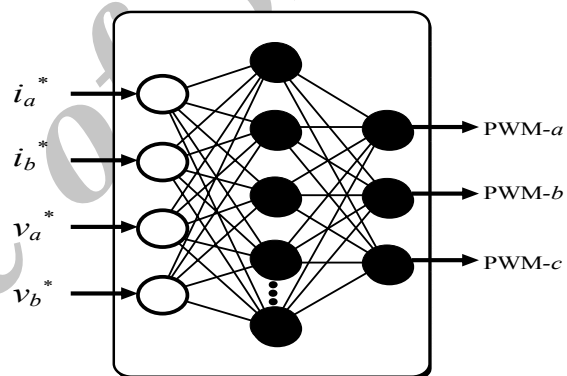
در شکل (۱۰)، با فرض ثابت بودن پارامترهای موتور هنگام کار، درایو کنترل سرعت موتور القایی مبتنی بر مدل جریان در پاسخ به فرمان سرعت  $100 \text{ rad/s}$ ، به علت وقوع پدیده اشباع شار ناپایدار شده است، در حالی که مدل پیشنهادی این مقاله به علت استفاده توأمان از جریان و ولتاژ مرجع فازها برای تولید پالس، کاملاً پایدار بوده و ردیابی قابل قبولی ارائه نموده است. ارزش نتیجه شبیه‌سازی ارائه شده وقتی آشکارتر می‌شود که دقت شود سرعت نامی موتور مورد استفاده حدود  $190 \text{ rad/s}$  است، در حالی که مدل جریان در حوالی سرعت‌های  $100 \text{ rad/s}$  نیز جوابگو نیست.



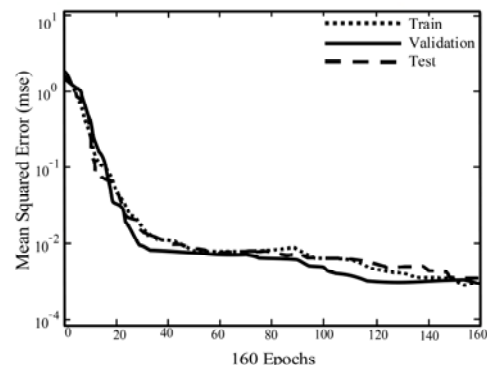
شکل (۱۰): پایداری درایو پیشنهادی در پاسخ به فرمان سرعت

$100 \text{ rad/s}$

همان طور که در بالا اشاره شد، در مدل‌های کلاسیک برای تولید پالس‌های کلیدزنی تنها از جریان مرجع و یا فقط از ولتاژ مرجع استفاده می‌شود و مدل کلاسیکی که بتواند از هر دو پارامتر ولتاژ و جریان مرجع استفاده کند، در دسترس نیست. لذا در این مقاله از یک سیستم مدل‌سازی مانند شبکه عصبی برای این موضوع استفاده شده است، تا بتوان برای تولید پالس‌های کلیدزنی از اطلاعات توأمان جریان و ولتاژ مرجع استفاده کرد. در نتیجه هدف این مقاله صرفاً شبیه‌سازی‌هایی که یک مدل کلاسیک هم در آن توانایی دارد نیست، بلکه به کمک شبکه عصبی مدلی برای تولید پالس‌های کلیدزنی ارائه کرده است که مدل‌های کلاسیک در ایجاد آن ناتوان هستند.

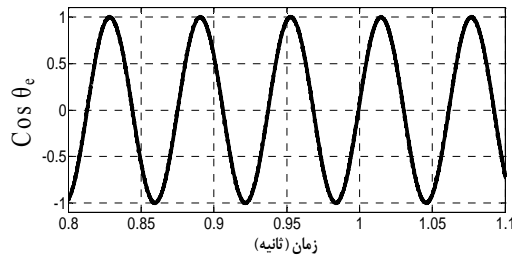
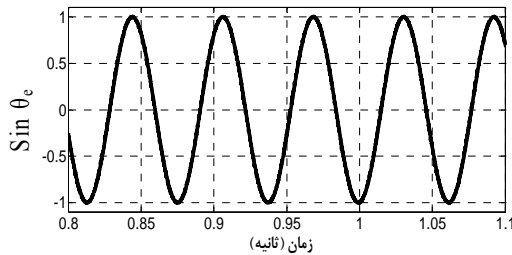
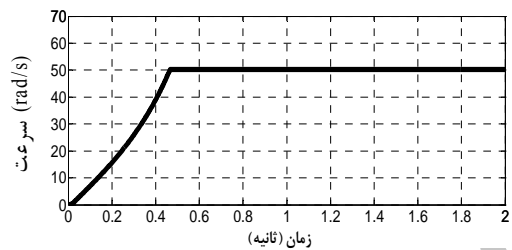


شکل (۸): شبکه عصبی پیشخور دو لایه مورد استفاده برای تولید پالس‌های کلیدزنی مورد نیاز بلوک اینورتر.



شکل (۹): روند آموزش شبکه عصبی پیشخور دو لایه مورد استفاده برای تولید پالس‌های کلیدزنی مورد نیاز واحد اینورتر



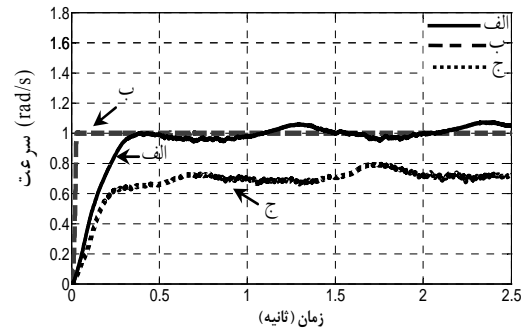
الف: تخمین سیگنال  $\cos\theta_e$  در مدل کلاسیکب: تخمین سیگنال  $\sin\theta_e$  در مدل کلاسیکپ: تنظیم سرعت درایو در سرعت ثابت  $50 \text{ rad/s}$  در مدل کلاسیک

شکل (۱۳): نتیجه تخمین سیگنالهای فیدبکی مورد نیاز درایو

کنترل سرعت موتور القایی توسط مدل کلاسیک

همچنین، در شکل (۱۱) و با فرض ثابت بودن پارامترهای موتور هنگام کار، درایو کنترل سرعت موتور القایی مبتنی بر مدل ولتاژ بدون جبران شار در پاسخ به فرمان سرعت  $1 \text{ rad/s}$ ، به علت وقوع پدیده افت ولتاژ ناپایدار شده است، در حالی که مدل پیشنهادی این مقاله کاملاً پایدار بوده و ضمناً بر خلاف مدل ولتاژ با جبران کننده شار، ردیابی قابل قبولی (بدون خطای ماندگار و با سرعت پاسخ‌دهی قابل توجه) ارائه نموده است.

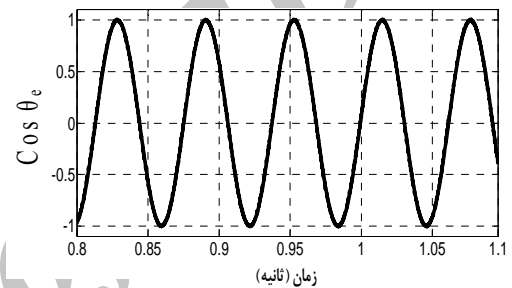
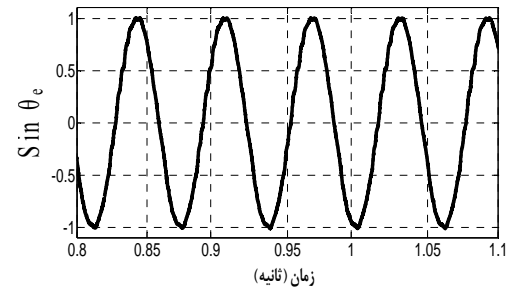
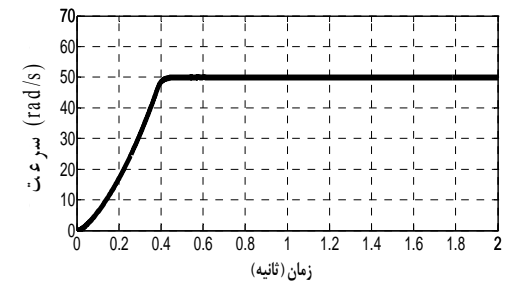
برای نمایش دقت تخمین مدل عصبی انتخابی، در شکل‌های (۱۲) و (۱۳) به ترتیب نتیجه تخمین سیگنال‌های فیدبکی مورد نیاز درایو موتور القایی به‌وسیله مدل پیشنهادی و مدل کلاسیک ولتاژ در پاسخ به فرمان سرعت  $50 \text{ rad/s}$  آورده شده‌اند.



شکل (۱۱): پایداری درایو پیشنهادی در پاسخ به فرمان سرعت

$1 \text{ rad/s}$ ، الف: مدل کلاسیک ولتاژ پیشنهادی مرجع [۱۸]:

ب: مدل پیشنهادی (شبکه عصبی) و ج: مدل کلاسیک ولتاژ.

الف: تخمین سیگنال  $\cos\theta_e$  در مدل پیشنهادیب: تخمین سیگنال  $\sin\theta_e$  در مدل پیشنهادیپ: تنظیم سرعت درایو در سرعت ثابت  $50 \text{ rad/s}$  در مدل پیشنهادی

شکل (۱۲): نتیجه تخمین سیگنالهای فیدبکی مورد نیاز درایو

کنترل سرعت موتور القایی توسط مدل پیشنهادی

## ۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله، برای رفع ایرادات کارهای قبلی انجام گرفته در حوزه کنترل سرعت موتور القایی، ایده جدیدی برای تولید پالس‌های کلیدزنی مورد نیاز واحد اینورتر به کمک یک شبکه عصبی پرسپترون دو لایه پیشنهاد شده است. با توجه به مشکلات کارهای قبلی گزارش شده (یعنی اشباع شار در محدوده سرعت‌های بالا و نیز افت ولتاژ در محدوده سرعت‌های پایین)، از اطلاعات تلفیقی جریان و ولتاژ مرجع دو فاز موتور برای آموزش و سپس اجرای شبکه عصبی مولد پالس استفاده شده است. نتایج شبیه‌سازی مؤید توفیق روش پیشنهادی در تامین پایداری قابل ملاحظه و در عین حال، ردیابی قابل توجه درایو کنترل سرعت موتور القایی در محدوده سرعت‌های بالا و خیلی پایین است.

## مراجع

- Transactions on Industrial Electronics, vol. 54, no. 1, pp. 14-33, Feb. 2007.
- [9] R. D. Lorenz and D. B. Lawson, "A simplified approach to continuous On-Line tuning of field oriented induction motor drives", IEEE Transactions on Industrial Applications, vol. 26, no. 3, pp. 420-424, May/June. 1990.
- [10] M. P. Kazmierkowski, "A novel vector control scheme for transistor PWM inverter-fed induction motor drive", IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 38, no. 1, pp. 41-47, Feb. 1991.
- [11] L. C. Zai and T. A. Lipo, "An extended kalman filter approach in rotor time constant measurement in PWM induction motor drives", in Proceeding conference Rec. IEEE-IAS Annual Meeting, pp. 177-183, 1987.
- [12] P. J. Chrzan and H. Klaassen, "Parameter identification of vector-controlled induction machines," Electrical Engineering, vol. 79, no. 1, pp. 39-49, 1996.
- [13] J. Faiz and M. B. B. Sharifian, "Different techniques for real time estimation of an induction motor rotor resistance sensorless DTC for EV", IEEE Transactions on Energy Conversion, vol. 16, no. 1, pp. 104-109, May 2001.
- [14] T. G. Habetler, F. Profumo, M. Pastorelli, and L. M. Tolbert, "Direct torque control of induction machines using space vector modulation", IEEE Transactions on Industrial Applications, vol. 28, no. 5, pp. 1045-1053, Sept./Oct. 1992.
- [15] I. Takahashi and Y. Ohmori, "High-performance direct torque control of an induction motor", IEEE Transactions on Industrial Applications, vol. 25, no. 2, pp. 257-264, Mar./Apr. 1989.
- [16] B. Karanayil, M. F. Rahman, and C. Grantham, "Online stator and rotor resistance estimation scheme using artificial neural networks for vector controlled speed sensorless induction motor drive", IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 54, no. 1, pp. 167-176, Feb. 2007.
- [17] H. M. Kojabadi, L. Chang, and R. Doraiswami, "A MRAS-based adaptive pseudoreduced-order flux observer for sensorless induction motor drives", IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 20, no. 4, pp. 930-176, Jul. 2005.
- [18] K. K. Shyu, L. J. Shang, H. Z. Chen, and K. W. Jwo, "Flux Compensated Direct Torque Control of Induction Motor Drives for Low Speed Operation", IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 19, no. 6, pp. 1608-1613, Nov. 2004.
- [19] S. M. Gadoue, D. Giaouris, J. W. Finch, "Artificial intelligence-based speed control of DTC induction motor drives—A comparative study", Electric Power Systems Research, vol. 79, no. 1, pp. 210-219, Jan. 2009.
- [20] A. Dey, B. Singh, B. Dwivedi, and D. Chandra, "Vector control of three-phase induction motor using artificial intelligent technique", ARPN
- [1] B. K. Bose, "Modern power electronics and ac drives", Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 2002.
- [2] F. Blaschke, "The principle of field orientation as applied to the new transvector closed-loop control system for rotating-field machines", Siemens Rev, vol. 39, no. 3, pp. 217-220, May 1972.
- [3] P. Vas, "The control of ac machines", Oxford Univ., 1990.
- [4] J. N. Nash, "Direct torque control, induction motor vector control without an encoder", IEEE Transactions on Industrial Applications, vol. 33, no. 2, pp. 333-341, Mar./Apr. 1997.
- [5] D. Casadei, G. Serra, and A. Tani, "Implementation of a direct torque control algorithm for induction motor based on discrete space vector modulation", IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 15, no. 4, pp. 769-777, Jul. 2000.
- [6] S. Mir, M. E. Elbuluk, and D. S. Zinger, "PI and fuzzy estimators for tuning the stator resistance in direct torque control of induction machines", IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 13, no. 2, pp. 279-287, Mar. 1998.
- [7] M. G. Simoes and B. K. Bose, "Neural network based estimation of feedback signals for a vector controlled induction motor drive", IEEE Transactions on Industrial Applications, vol. 31, no. 3, pp. 620-629, May/June. 1995.
- [8] B. K. Bose, "Neural network applications in power electronics and motor drives - an introduction and perspective", IEEE

- Journal of Engineering and Applied Sciences, vol. 4, no. 4, pp. 57-67, Jun. 2009.
- [21] D. Casadei, G. Serra, A. Stefani, A. Tani, and L. Zarri, "DTC Drives for Wide Speed Range Applications Using a Robust Flux-Weakening Algorithm", IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 54, no. 9, pp. 2451-2461, Oct. 2007.
- [22] G. R. Arab Markadeh, E. Daryabeigi, Caro Lucas, and M. Azizur Rahman, "Speed and Flux Control of Induction Motors Using Emotional Intelligent Controller", IEEE Transactions on Industrial applications, vol. 47, no. 3, May/June, 2011.
- [23] K. Hornik, M. Stinchcombe, and H. White, "Multilayer feedforward networks are universal approximators", Neural Networks, vol. 2, no. 4, pp. 303-314, 1989.
- [24] D. E. Rummelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning internal representations by error propagation", in D.E. Rummelhart and J.L. McClelland, editors, "Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition", vol. 1, Chapter 8, pp. 318-362, MIT Press, Cambridge, MA., 1986.

Archive of SID