

تشخیص الگوهای غیر طبیعی در فرایند ساخت قطعات نیمه هادی با استفاده از شبکه های عصبی

مرتضی فتحی پور

استادیار گروه مهندسی برق و کامپیوتر - دانشکده فنی - دانشگاه تهران

افشین نیکتاش

فارغ التحصیل کارشناسی ارشد الکترونیک - دانشکده فنی - دانشگاه تهران

کارو لوکس

استاد گروه مهندسی برق و کامپیوتر - دانشکده فنی - دانشگاه تهران

(تاریخ دریافت ۷۷/۷/۳۰، تاریخ تصویب ۷۹/۲/۲۴)

چکیده

در فرایندهای ساخت قطعات نیمه هادی اطلاع از وجود الگوهای غیر طبیعی بر روی نمودارهای کنترلی مربوط به فرایند و پیش بینی وقوع آنها امری مهم و شایان توجه است. در این نوشتار، فرایند ساخت گیت ترانزیستورهای MESFET در مدار مجتمع یک تقویت کننده میکروویو GaAs به عنوان نمونه انتخاب شده است. سپس ضمن ارائه توضیحاتی پیرامون چگونگی بدست آوردن نمودارهای کنترلی و نیز نحوه استفاده از داده های مربوط به فرایند، روش پیش بینی سری زمانی خروجی، برای پیش بینی الگوها به کار گرفته شده است. برخلاف روش های مدل سازی بر اساس مدل های تجهیزاتی، این روش می تواند تغییرات تدریجی در خروجی را پیش بینی نماید. مدل سازی سری زمانی خروجی، ابتدا با روش کلاسیک باکس - جنکینس انجام شده است و سپس با استفاده از شبکه های عصبی، مدل دیگری بدست آمده است. با مقایسه این دو مدل، محدوده کارایی هر یک از آنها مورد بحث و بررسی قرار گرفته است. سپس با کمک مدل بهینه و استفاده از شبیه سازی، امکان پیش بینی الگوهای غیر طبیعی مختلف و تاثیر طول پیش بینی بررسی شده است.

واژه های کلیدی: فرایند ساخت قطعات نیمه هادی، تشخیص الگوهای غیرطبیعی، شبکه های عصبی،

پس انتشار خطای معکوس، نمودار کنترلی شوارت، روش باکس جنکینس، روش سری زمانی

مقدمه

سرعت شناسایی و حذف شود تا فرایند مجدداً به حالت مطلوب بازگردد. به این منظور روشهای کنترل فرایندهای آماری به کار گرفته می شود و به کمک آن، خروجی تحت بررسی قرار می گیرد.

در صنایع نیمه هادی که مستلزم کنترل بسیار دقیقی می باشند، این مساله اهمیت ویژه ای دارد. به منظور مدل سازی فرایندهای مختلف نیمه هادی، در پژوهشهای متعددی، از روشهای آماری استفاده شده است [۲۰] و [۲۴]. همچنین از روشهای آماری، برای کنترل اجرا به اجرای فرایندهای ساخت افزاره های نیمه هادی استفاده شده است [۳]، [۶]، [۹]، [۱۴]، [۱۵]. بدیهی

در صنایع مختلف، برای تولید یک قطعه، فرایندهای مختلفی به طور متوالی انجام می شود تا از ساده اولیه، محصول نهایی ساخته شود. هر فرایند مشخصات خاص خود را دارد و انتظار می رود که بر اساس ورودی های از پیش تعیین شده، خروجی، مقدار مطلوبی را دنبال کند. با این حال به دلیل اغتشاشات محیطی، خروجی معمولاً مقدار ثابتی نیست و اغتشاشات جزئی در آن وجود دارد. در صورتی که به هر دلیل این اغتشاشات و تغییرات خروجی از حالت تصادفی خارج شوند، بدون شک عامل یا عوامل ناخواسته ای، موجب اختلال در فرایند شده است که باید حتی الامکان به

معرفی فرایند

فرایندی که برای بررسی انتخاب شده است مربوط به ساخت گیت ترانزیستورهای MESFET در مدار مجتمع یک تقویت کننده میکروویو می باشد [۱۲]. در این فرایند یکی از مشخصات مهم، ثابت بودن بهره در محدوده فرکانسی وسیع ۲-۲۶/۵ GHz می باشد. به این منظور شیب به صورت زیر تعریف می شود:

(بهره بیشینه - بهره کمینه)

شیب بهره = _____

محدوده فرکانسی

که در آن، محدوده فرکانسی ۲۴/۵ GHz است. شیب بهره تنها پس از آن که تقویت کننده به طور کامل ساخته شد، قابل اندازه گیری است. برای ساخت تقویت کننده مدار مجتمع، از ترانزیستورهای MESFET استفاده می شود. از بررسی فیزیکی مساله معلوم می گردد که اثر خازنی ورودی، تاثیر زیادی بر روی شیب بهره دارد. از سوی دیگر با بررسی خانواده MESFET مشخص می شود که اثر خازنی ورودی به شدت تابع طول گیت این ترانزیستورها است [۱۸]. از این بررسی، طول گیت مناسب $0.42 \mu\text{m}$ بدست می آید که به عنوان مقدار مطلوب خروجی فرایند، در نظر گرفته می شود.

فرایند بکار گرفته شده، به یازده لایه نقاب نیاز دارد. ناحیه گیت پس از نقاب چهارم شکل می گیرد و در ادامه فرایند، تنها اندکی تغییر می کند.

فرایند با رشد دادن یک لایه فعال آلیایده بر روی بستری از GaAs نیمه عایق آغاز می شود. به این منظور از روش MBE استفاده می کنند که در آن با استفاده از پرتومولکولی در داخل یک محفظه تخلیه شده، ناخالصی بر روی سطح بستر نشانده می شود. در مرحله بعدی به منظور غیرفعال کردن سطح، اکسیداسیون با فرایند CVD انجام می شود.

در طی مراحل نقاب گذاری، عملیات ایجاد اتصالات اهمی، عایق کردن پروتونی عناصر فعال، نفوذ و ساخت مقاومت های لایه نازک انجام می پذیرد. پس از این مراحل، فرایند اصلی که به شکل گیری گیت ترانزیستورها می انجامد، آغاز می شود.

است که به کارگیری روشهای پیش بینی خروجی فرایند، موجب بهبود کنترل فرایندها می گردد. به ویژه، هنگامی که تغییرات خروجی فرایند، ناشی از اختلال تدریجی در عملکرد تجهیزات مختلف باشد، پیش بینی روند تغییرات خروجی می تواند موجب توقف به موقع فرایند و بررسی علل اختلال شود. روشهای مختلفی برای مدل سازی فرایندها و پیش بینی آنها بکار گرفته شده است که بر اساس بدست آوردن مدل های ریاضی ورودی - خروجی فرایند بنا نهاده شده اند [۱۵]، [۲۲]. همچنین از روشهای آماری برای ساخت مدل تجهیزاتی استفاده شده است [۳]، [۱۰]، [۱۱]، [۲۱]. روشهای شبکه عصبی نیز برای ساخت چنین مدل هایی بکار رفته است [۲۳].

با این همه، تشخیص به موقع اختلالات تدریجی در این روشها چندان میسر نیست؛ زیرا چنین تغییراتی معمولاً به دلیل بروز اختلال در تجهیزات در طی زمان طولانی صورت می گیرد و یا عوامل ناخواسته و جدیدی بر روی فرایند تاثیر می گذارند که چون از ابتدا وجود نداشته اند و همیشگی نیستند، نمی توان آنها را در مدل های بدست آمده برای تجهیزات در نظر گرفت.

استفاده از روشهای سری زمانی برای پیش بینی خروجی فرایند، می تواند این نقیصه را برطرف نماید و امکان تشخیص صحیحتر و سریعتر خروجی فرایند را فراهم آورد.

در بخش ۲ این مقاله، فرایند تشکیل گیت ترانزیستورهای MESFET در ساخت مدار مجتمع تقویت کننده میکروویو GaAs به عنوان نمونه انتخاب گردیده است. در بخش ۳، با استفاده از روشهای کلاسیک مدل سازی سری های زمانی و نیز روش شبکه عصبی، مدل سری زمانی خروجی بدست آمده است و صحت پیش بینی آنها برای طولهای مختلف پیش بینی بررسی شده است. در بخش ۴، با استفاده از شبکه های عصبی مدلی برای سری زمانی خروجی بدست آمده است. در بخش ۵، مقایسه ای بین پیش بینی با کمک مدل باکس - جنکینس و مدل شبکه عصبی ارائه گردیده است. در بخش ۶ نیز نحوه تشخیص الگوهای غیر طبیعی ارائه گردیده است و بالاخره در بخش ۷ نتایج ارائه شده اند.

عمق نیست و بخشهایی از دیواره ها هم زدوده می شوند در نتیجه شکل قارچ گونه ای حاصل می شود .

در مرحله بعدی فلز گیت تبخیر و در داخل سوراخ ایجاد شده ، نشانده می شود. طول مؤثر گیت تابع محل دیواره های لایه انتقالی و شکل سوراخ ایجادشده و شدت پرتوالکترونی در دستگاه تبخیر است (شکل (۱- d)).

سرانجام لایه پلی ایمید توسط موادشیمیایی خاصی برداشته می شود و لایه های فلزی انتقال و اضافات فلز گیت به همراه آن جدا می شود و شکل نهایی گیت ایجاد می گردد (شکل (۱- e)).

اندازه گیری طول گیت به عنوان شاخص خروجی فرایند مورد نظر به دشواری میسر است ، زیرا به دلیل شکل قارچ گونه گیت، اندازه گیری طول گیت فقط با شکستن قرص در امتداد طول آن میسر است که این روشی دشوار و مخرب می باشد.

از بررسی فرایند تبخیر فلز گیت مشخص می شود که طول لایه انتقال (L_i) رابطه نزدیکی با طول گیت (L_p) دارد و می تواند به عنوان شاخص اندازه گیری بکار رود [۱۲]. اندازه گیری این طول با کمک میکروسکوپ الکترونی امکان پذیر است.

مدل سری زمانی با روش باکس ، جنکینس

مدل باکس جنکینس به عنوان مدل کلی برای مدل سازی سری های زمانی توسط باکس و جنکینس در سال ۱۹۷۰ پیشنهاد شد [۱۶]. در این مدل در حالت کلی هر جمله یک سری زمانی از روی p جمله قبلی و q متغیر تصادفی مستقل بدست می آید [۱]، [۲]، [۴].

برای پیش بینی فرایند ساخت مورد بررسی ، در این قسمت با استفاده از مدل باکس جنکینس ، مدل سری زمانی مناسب برای آن را بدست می آوریم [۱۳]. به این منظور از نمودار کنترلی شوارت مربوط به طول لایه انتقالی به عنوان شاخص خروجی فرایند استفاده می کنیم و آن را به عنوان سری زمانی مورد مطالعه قرار می دهیم .

نمودار شوارت مربوط به فرایند مورد بررسی ، شامل ۸۰ بار اجرای متوالی فرایند ساخت گیت ترانزیستورهای MESFET می باشد. این نقاط حول

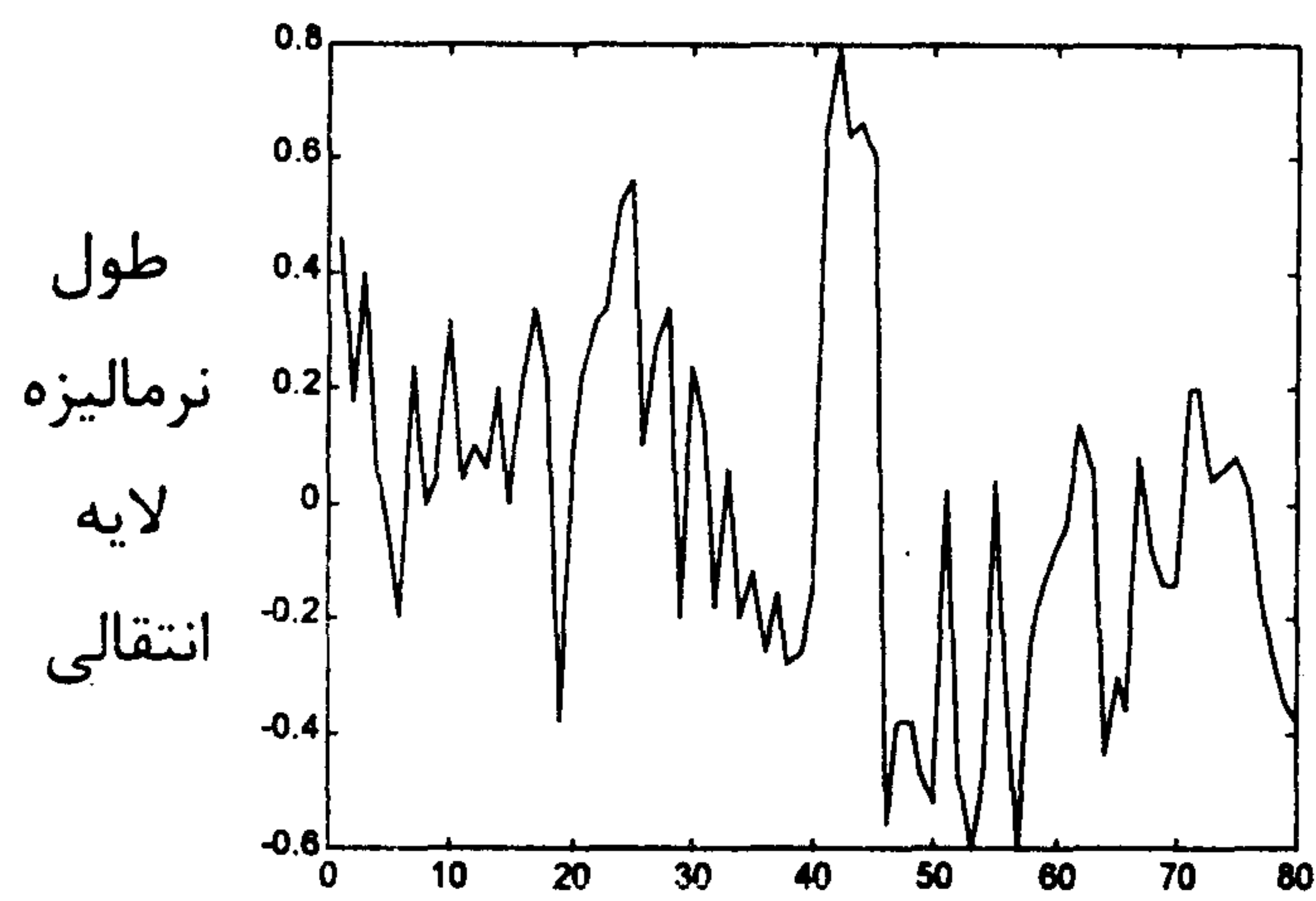
از آنجا که در اثر ایجاد لایه اکسید و اتصالات اهمی، بر روی سطح قرص ناهمواری هایی به وجود می آید ، اولین مرحله برای ایجاد گیت ، قراردادن لایه پلی ایمید به ضخامت $0.16 \mu\text{m}$ به منظور هموارسازی سطح قرص می باشد. لایه پلی ایمید برای ایجاد ناحیه ای جهت برداشتن لایه انتقالی و قسمتهای اضافی لایه فلزی گیت مورد استفاده قرار می گیرد.

در مرحله بعدی ، لایه پلی ایمید در کوره پخته می شود تا پایدار و ثابت شود. پس از این مرحله لایه مقاوم در برابر نوری^۱ به ضخامت $0.15 \mu\text{m}$ روی لایه پلی ایمید نشانده می شود. این لایه برای انتقال تصویر گیت از روی نقاب به سطح قرص به کار می رود. پس از پخت این لایه ، به کمک اشعه ماوراء بنفش تصویر وارون الگوی گیت بر روی این لایه نقش می بندد .

در مرحله بعد ، آن بخش از لایه مقاوم در برابر نور که در معرض اشعه قرار گرفته است، توسط محلول خاصی برداشته می شود تا این لایه به صورت خطوطی که نمایشگر گیت ترانزیستورها است باقی بماند (شکل (۱- a)).

در ادامه ، فلز گیت باید متناظر با تصویر آن در لایه مقاوم در برابر نور باقی مانده به روی لایه فعال GaAs منتقل گردد . به این منظور از یک "لایه فلزی انتقال" استفاده می شود . این لایه با روش تبخیر با پرتو الکترونی بر روی پلی ایمید نشانده می شود. از آنجا که خطوط لایه مقاوم در برابر نور، ضخیم و دارای لبه های تیزند ، پس از برداشتن آنها طول پنجره (L_i) باقی مانده ، با طول خط گیت لایه مقاوم در برابر نور (L_p) کاملاً یکسان نیست . L_i به عنوان شاخص طول گیت در نظر گرفته می شود (شکل (۱- b)). برای سوراخ کردن لایه پلی ایمید و اکسید و رسیدن به لایه فعال GaAs از روش زدایش یونی واکنشی^۲ استفاده می شود . در این روش، زدایش این لایه ها به کمک گازهای واکنش کننده انجام می گیرد و لذا خوردگی به صورت عمودی و به سمت عمق انجام می شود (شکل (۱- c)).

برای تعیین جریان در ترانزیستور ایجادشده، عمق کانال کنترل می شود. این کار از طریق زدایش ناحیه فعال نیمه هادی با روش زدایش تر^۳ انجام می پذیرد. در این روش زدایش تنها عمودی و به سمت



شکل ۲: مجموعه نقاط نرمالیزه شده.

می شود، مورد آزمون قرار می دهیم.

مجموعه داده های نرمالیزه شده در شکل (۲)

نشان داده شده است.

توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی برای

داده ها بدست آمد و مرتبه مدل باکس - جنکینس

مناسب تعیین گردید [۱۷]. با استفاده از این مدل و بکار

گیری نرم افزار TIMESLAB مدل مناسب AR(2)

بدست آمد [۵]، [۸]. با محاسبه ضرایب رابطه مدل به

صورت زیر استخراج شد:

$$x_t = 0.5529x_{t-1} + 0.0579x_{t-2} + \varepsilon_t$$

(۱)

مدل سری زمانی با استفاده از شبکه عصبی

در این بخش، با توجه به خواص شبکه عصبی،

سعی می کنیم مدلی نیز با کمک آن ایجاد کنیم و با مدل

قبلی مقایسه نمائیم. به این منظور از شبکه عصبی پیشرو

استفاده می کنیم و از روش پس انتشارخطا برای آموزش

آن بهره می بریم [۷]، [۱۹].

با توجه به رابطه (۱) برای پیش بینی تنها به دو

جمله قبل نیاز می باشد، بنابراین شبکه مناسب را با

توجه به این مساله انتخاب می کنیم. به این منظور از یک

شبکه سه لایه استفاده می کنیم. تعداد گره های ورودی

(i) شاخص طول اجرا و یا تعداد نقاط گذشته برای پیش

بینی نقطه بعدی می باشد. تعداد گره های ورودی دست

کم باید ۲ انتخاب شود. زیرا در مدل AR هم برای پیش

بینی هر نقطه به دو نقطه قبل احتیاج بود. به این ترتیب

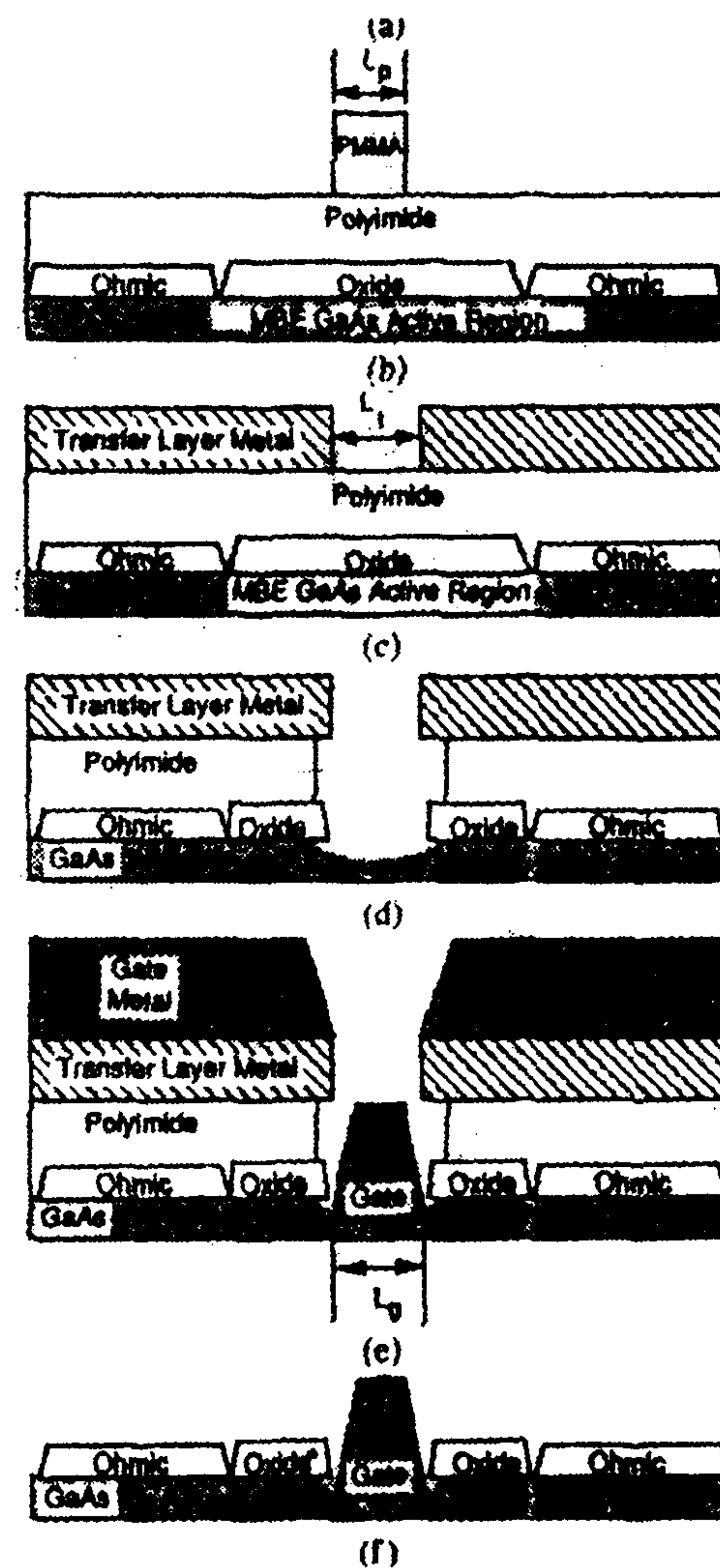
دو ورودی به عنوان x_{t-1} و x_{t-2} در نظر گرفته می شود.

تعداد گره های لایه پنهان (h) عددی بین ۳ تا ۳۰

میانگینی برابر ۰/۴۱ میکرومتر و با انحراف معیار

۰/۰۶۹ میکرومتر توزیع شده اند. سطوح کنترلی $\pm 3\sigma$

برابر با ۰/۶۱۷ و ۰/۲۰۳ می باشند.



شکلهای ۱: a - قرار دادن لایه مقاوم در برابر نور و تشکیل

الگوی گیت بر روی آن b - پس از نشان دادن لایه انتقالی و

برداشتن لایه مقاوم در برابر نور c - پس از زدایش پلی

ایمید، اکسید و لایه فعال d - پس از تبخیر فلز گیت e - پس

از برداشتن لایه پلی ایمید.

برای سادگی محاسبات در ایجاد مدل، داده ها

ابتدا نرمالیزه می شوند، به گونه ای که میانگین بر روی

صفر و حدود کنترلی بر روی ± 1 قرار گیرند. ۸۰ نقطه

حاصل از خروجی هشتاد اجرای فرایند را به دو بخش

تقسیم می کنیم.

مجموعه نقاط ۱ تا ۶۰ به عنوان گذشته در نظر

گرفته می شوند و از آنها برای بدست آوردن مدل مناسب

استفاده می کنیم. نقاط ۶۱ تا ۸۰ به عنوان مجموعه

آزمون بکار می روند و صحت مدل بدست آمده را برای

پیش بینی این مجموعه که به عنوان آینده فرایند فرض

دارد که عاملی تصادفی است و باعث تفاوت مقدار پیش بینی شده با مقدار واقعی می گردد. این مولفه تصادفی در داده های آموزشی نیز وجود دارد و لذا برای تعیین مدل مناسب این بخش نباید مورد آموزش قرار گیرد. این مساله نشان می دهد که کارایی شبکه در این حالت برای پیش بینی قابل قبول نیست. با این حال از این آرایش به منظور تولید داده برای شبیه سازی فرایند در دراز مدت که در آن مقادیر تصادفی نیز مورد نظر است، استفاده می کنیم.

برای این که مدل شبکه از نظر تعداد نقاط قبلی مورد نیاز برای پیش بینی، قابل مقایسه و رقابت با مدل AR باشد، تعداد ورودی ها و گره های لایه پنهان شبکه را محدود کردیم. در این حالت مجموعه ای از شبیه سازی ها برای تعداد محدود ورودی و لایه پنهان انجام شد. در این شبیه سازی ها حداکثر گره های ورودی ۵ عدد در نظر گرفته شد، به این صورت که دو ورودی متناظر x_{t-1} و x_{t-2} دو ورودی هم برای جبران اثر ورودیهای زیاد که مربوط به گذشته های دورترند به صورت میانگین متحرک پنج نقطه، و ده نقطه آخر در نظر گرفته شدند. در حالت پنج ورودی یک ورودی هم به x_{t-3} اختصاص یافت.

تعداد گره های لایه پنهان نیز در شبیه سازیهای این مرحله بین ۳ تا ۷ متغیر انتخاب گردید. برای توقف آموزش، بجای مقایسه خطای آموزش با مقدار ثابت، از روش مقایسه خودهمبستگی باقیمانده نقاط واقعی و خروجی شبکه استفاده شد [۴]. در این روش پس از هر صد دوره آموزشی، سری زمانی باقیمانده، یعنی تفاضل خروجی واقعی و خروجی شبکه محاسبه می شود و تابع خودهمبستگی مربوط به آن بدست می آید. چنانچه شبکه تا حد مطلوبی آموزش دیده باشد، سری حاصل باید اغتشاش سفید باشد و لذا نمودار خودهمبستگی نباید برای تاخیر های مختلف بیشتر از حد صفر باشد. البته حداقل دوره آموزشی هزار در نظر گرفته می شود و پس از آن بعد از هر ۱۰۰ دوره، یکبار بررسی انجام می شود.

نتایج این مجموعه شبیه سازی نشان داد که آرایش بهینه برای شبکه، آرایش $I=3$ و $h=5$ می باشد. در این آرایش دو ورودی شبکه عصبی x_{t-1} و x_{t-2} و ورودی سوم ورودی میانگین متحرک پنج

(متغیر) و تعداد گره لایه خروجی (0) نیز مساوی یک فرض می گردد تا با هربار اعمال محاسبات در شبکه عصبی نقطه بعدی بدست آید. از تابع سیگموئید به عنوان تابع تحریک استفاده می شود. برای گره ها نیز مقدار آستانه ای هم در نظر گرفته می شود.

مقادیر ورودی به صورت مقادیر پیوسته که داده های نرمالیزه شده مربوط به طول لایه انتقالی می باشند، در فاصله $+1$ و -1 قرار دارند و با در نظر گرفتن توابع تحریک سیگموئید که در همین فاصله است، مقادیر خروجی هم در همین فاصله قرار خواهند گرفت.

برای آموزش شبکه عصبی از الگوریتم پس انتشار معکوس خطا با مومنتم و سرعت آموزش متغیر استفاده گردید. از شبیه سازی های انجام شده، مشاهده شد که با مقادیر مومنتم $0/5$ ، سرعت آموزش $0/1$ ، ضریب افزایش $1/05$ و ضریب کاهش $0/85$ ، آموزش به نحو مطلوبی انجام می شود.

در بخش اول شبیه سازی ها، سعی شد که با شبیه سازی شبکه با تعداد گره های لایه ورودی و لایه میانی متغیر، شبکه بهینه ای بدست آید. به این منظور تعداد گره های ورودی از ۲ تا ۳۰ و تعداد گره های لایه میانی از ۳ تا ۳۰ متغیر در نظر گرفته شد. خطای آموزش مقدار ثابت $0/01$ قرار داده شد. تعداد دوره های آموزشی برای اینکه خطا از مقدار فوق کمتر باشد، در شبیه سازی های مختلف با اندازه های مختلف شبکه، حدودا بین یک هزار تا پانصد هزار بود.

پس از آموزش هر آرایش شبکه بر روی ۶۰ نقطه اول آموزشی، پیش بینی یک نقطه جلوتر با نقاط ۶۱ تا ۸۰ انجام شد. در این حالت بهترین نتیجه بر روی شبکه ای با مشخصات $I=20$, $h=20$, $o=1$ بدست آمد.

اندازه بدست آمده شبکه یعنی ۲۰ ورودی و ۲۰ گره لایه پنهان برای استفاده به عنوان مدل پیش بینی کننده اندازه مناسبی نیست، زیرا برای پیش بینی هر نقطه، به ۲۰ نقطه قبل احتیاج است که اصولاً قابل مقایسه با مدل $AR(2)$ که تنها به دو نقطه قبل برای پیش بینی نیاز دارد، نیست. همچنین این آرایش شبکه با مقدار خطای آموزش کمتر از $0/01$ به این معنی است که شبکه عملا اغتشاشات را نیز آموزش دیده است. در مدل های سری زمانی، همواره یک مولفه اغتشاش وجود

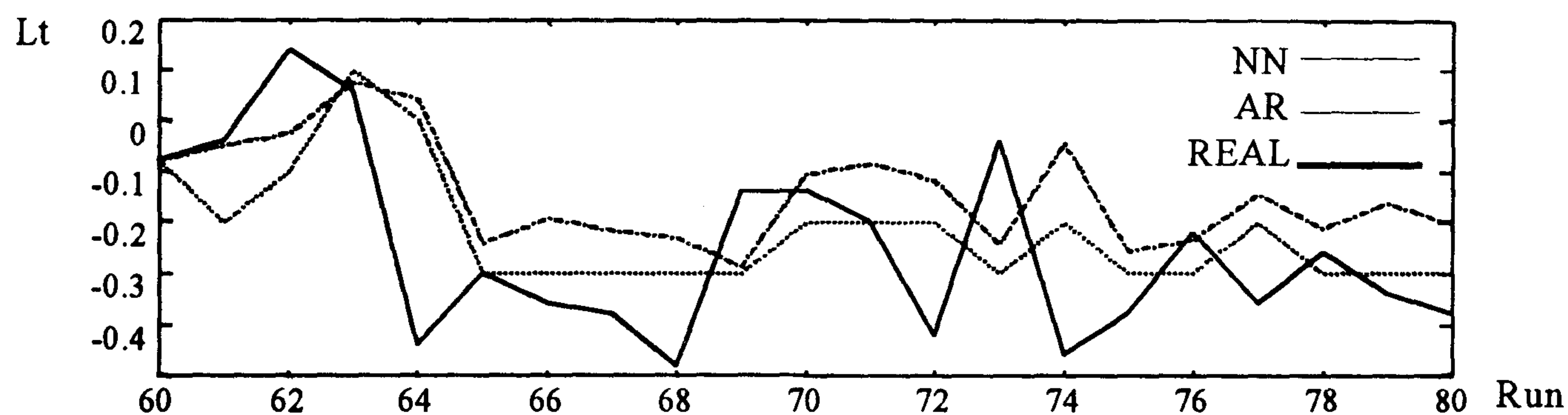
نقطه ای به صورت (۲) می باشد:

فرایند ساخت مورد بررسی، اکنون می توانیم از آن نیز برای پیش بینی فرایند استفاده کنیم و عملکرد روش باکس - جنکینس را با روش شبکه عصبی در پیش بینی یک فرایند ساخت مقایسه نماییم.

$$\bar{x}_5 = \frac{x_{t-1} + x_{t-2} + x_{t-3} + x_{t-4} + x_{t-5}}{5} \quad (2)$$

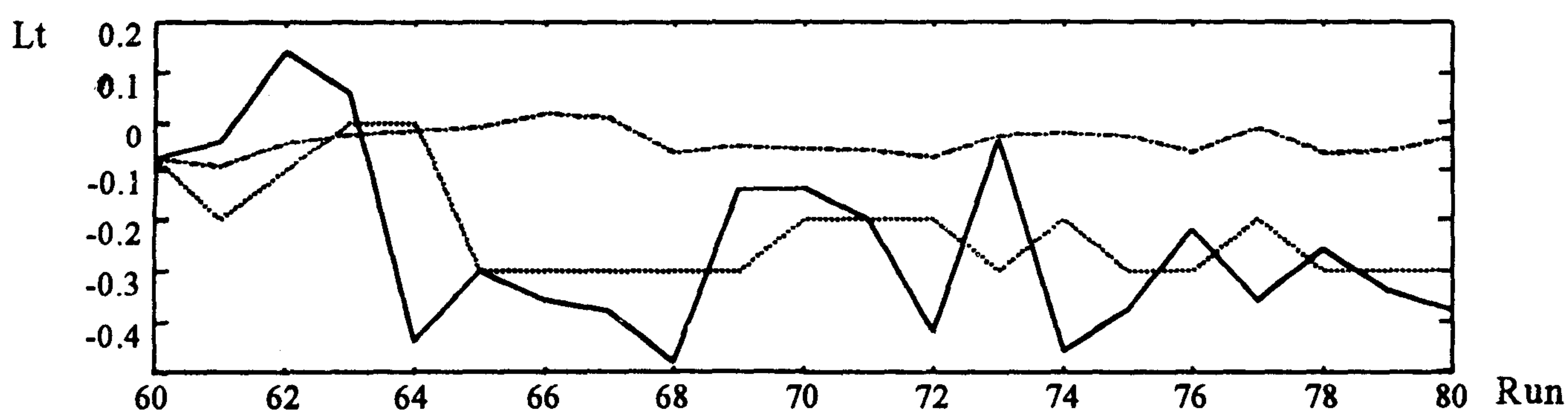
با انتخاب این شبکه به عنوان شبکه عصبی مدل

1 Run Ahead



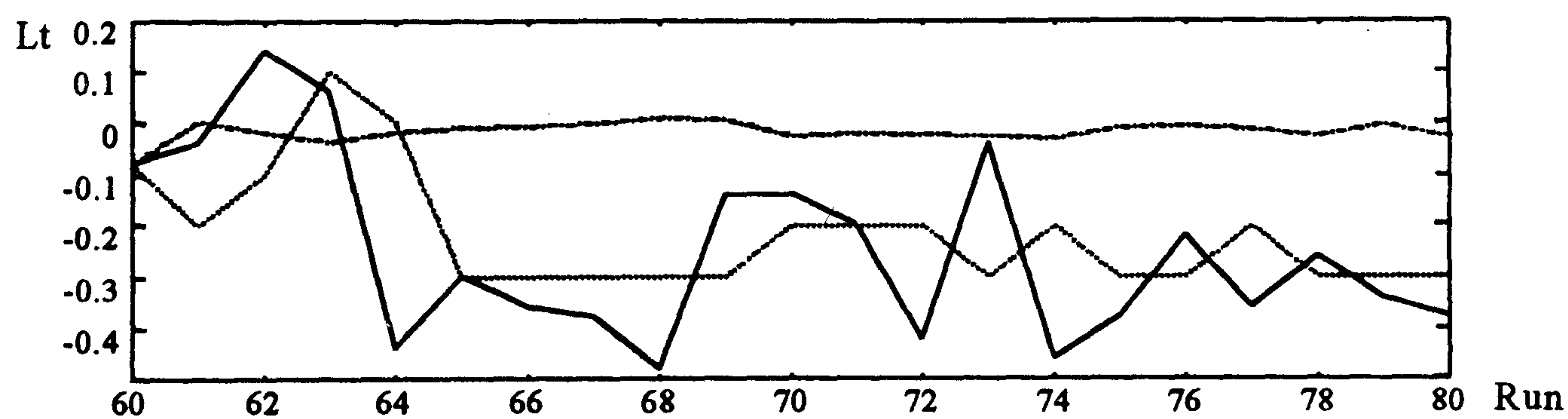
شکل ۳: مقایسه پیش بینی شبکه عصبی و روش AR برای ۱ نقطه جلوتر.

3 Run Ahead



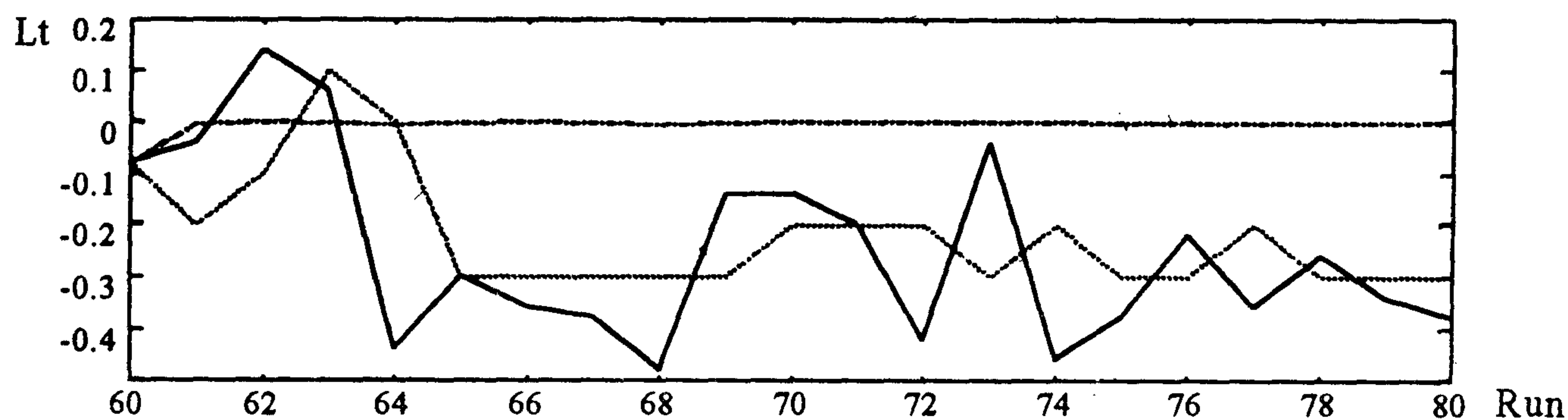
شکل ۴: مقایسه پیش بینی شبکه عصبی و روش AR برای ۳ نقطه جلوتر.

5 Run Ahead



شکل ۵: مقایسه پیش بینی شبکه عصبی و روش AR برای ۵ نقطه جلوتر.

10 Run Ahead



شکل ۶: مقایسه پیش بینی شبکه عصبی و روش AR برای ۱۰ نقطه جلوتر.

دیگر مدل AR به صورت خط راست، آن هم نزدیک میانگین پیش بینی را انجام می دهد. برای مدل شبکه عصبی، خطای استاندارد ابتدا روند افزایشی دارد؛ ولی پس از پیش بینی دو نقطه ای کاهش می یابد و سپس روند تقریباً افزایشی با شیب کم را دنبال می کند. به این ترتیب انتخاب مدل شبکه عصبی برای پیش بینی فرایند مناسب به نظر می رسد.

تشخیص الگوهای غیر طبیعی

از مدل شبکه عصبی بدست آمده برای پیش بینی و تشخیص الگوهای غیر طبیعی در فرایند ساخت استفاده می کنیم.

با مشاهده نقاط متوالی (اجراها) روی نمودار کنترلی دیده می شود که معمولاً "نقاط متوالی به صورت تصادفی و حول نقطه میانگین می باشد. ولی چنانچه فرایند به سمت خارج شدن از کنترل حرکت کند و یا از وضعیت تصادفی حول میانگین خارج شود، باید به دنبال علت قابل تخصیص گردید و بر حسب نیاز در شرایط فرایند تغییرات لازم را اعمال کرد. به این دلیل شناسایی این حالات در نمودار کنترلی که الگوهای غیر طبیعی نامیده می شوند از اهمیت ویژه ای برخوردار است.

در فرایندهای ساخت قطعات نیمه هادی الگوهای غیر طبیعی متعددی قابل بررسی است که بر حسب مورد می توانند علل قابل تخصیص خاصی داشته باشند. این الگوها بر اساس مجموعه ای از قوانین قابل تفکیک و شناسایی می باشند. تعدادی از قوانین و الگوها در [۶] و [۷] آمده اند.

به منظور بررسی این الگوها نمودار کنترلی به شش ناحیه تقسیم می شود، این نواحی حدود بین $+3\sigma$ و -3σ را به فواصل یکسان به طول σ تقسیم می کنند و با نامهای A و B و C نامگذاری شده اند که در شکل (۸) مشاهده می شوند.

مجموعه قوانین مربوط به الگوهای مختلف به شرح زیر است:

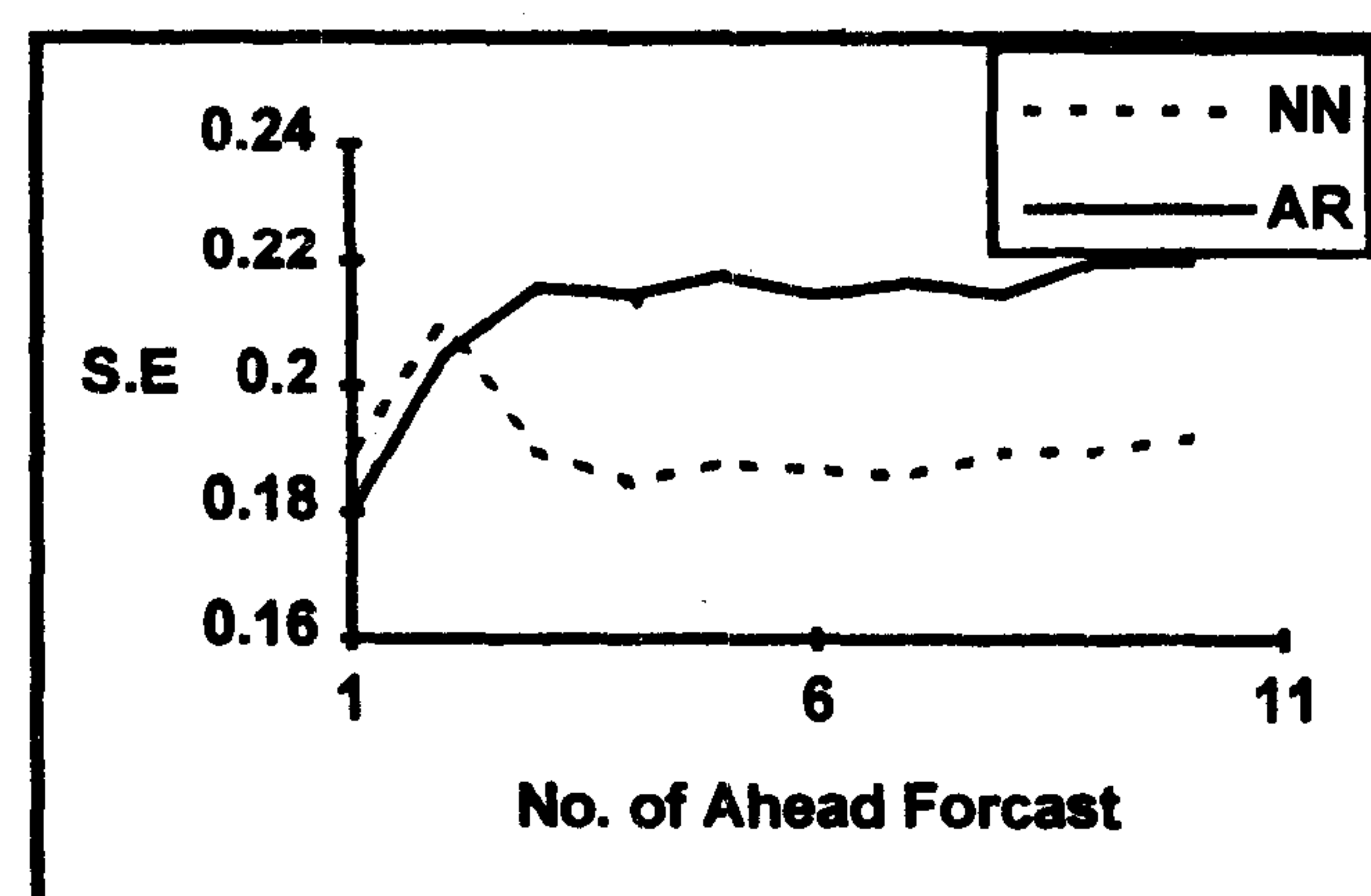
- ۱- یک نقطه خارج حدود کنترل
- ۲- دو نقطه از سه نقطه متوالی در یک طرف در ناحیه A
- ۳- چهار نقطه از پنج نقطه متوالی در یک طرف در ناحیه A یا B

مقایسه پیش بینی با کمک مدل باکس - جنکینس و مدل شبکه عصبی

با استفاده از دو مدل باکس - جنکینس و شبکه عصبی بدست آمده پیش بینی ۲۰ نقطه آخر انجام شد. این پیش بینی ها از یک نقطه جلوتر تا ده نقطه جلوتر انجام شد. در شکل های ۳ تا ۶ پیش بینی یک نقطه، سه نقطه، پنج نقطه و ده نقطه جلوتر با دو مدل دیده می شود.

همانطور که در این مجموعه شکلها مشخص است در پیش بینی یک نقطه جلوتر هم مدل AR و هم شبکه خوب عمل می کنند. با این حال مقدار خطا در شبکه بیشتر است. با افزایش طول پیش بینی به تدریج خطای پیش بینی افزایش می یابد. در این حالت پیش بینی مدل AR به سمت میانگین میل می کند، در حالی که شبکه کماکان فرایند را دنبال می کند. این مساله نشان می دهد که بکارگیری مدل شبکه عصبی، به ویژه برای پیش بینی های بلند مدت مناسبتر از مدل AR می باشد. در پیش بینی کوتاه مدت می بینیم که کماکان شبکه خوب عمل می کند، ولی عملکرد مدل AR نیز مناسب است.

در شکل (۷) خطای پیش بینی را بر حسب طول پیش بینی برای شبکه عصبی و مدل AR مشاهده می کنیم.



شکل ۷: مقایسه خطای طولهای مختلف پیش بینی با مدل باکس جنکینس و شبکه عصبی.

همانطور که می بینیم خطای استاندارد برای مدل AR تا پیش بینی های ۳ نقطه جلوتر روند افزایش سریعی داشته و سپس در همان حد متوقف مانده است. در شکل (۴) و (۵) هم مشخص است که از این مرحله به بعد،

الگوهای غیرطبیعی بر روی نقاط اولیه شناسایی شدند و با استفاده از شبکه عصبی بررسی شد که هر یک از انواع الگوها که فراوانیهای مختلفی دارند. چند اجرا زودتر از وقوع تشخیص داده شده اند. به این ترتیب از نظر آماری بدست می آید که روش شبکه عصبی در چند اجرا زودتر و با چه احتمالی پیش بینی ای انجام داده است که منجر به تشخیص درست و به موقع الگو شده است.

دو نوع خطا، خطای α و β ، در این شبیه سازی وجود دارند، خطای α مربوط به حالتی است که الگویی اتفاق نیفتاده باشد و شبکه به اشتباه پیش بینی ای انجام دهد که منجر به تشخیص یکی از الگوها شود. خطای β مربوط به حالتی است که الگویی اتفاق افتاده است ولی به دلیل خطای پیش بینی شبکه، مشخص نمی شود.

برای هر مجموعه شبیه سازی مقدار خطای α و β نیز محاسبه شدند. با این ترتیب کارایی شبکه برای استفاده در شناسایی هر نوع الگو مشخص می گردد.

با توجه به نتایج بررسی مورد به مورد الگوها می بینیم که به دلیل بالا بودن خطاهای α و β استفاده از این روش برای پیش بینی الگوهای نوع اول و هشتم مناسب نیست. در مورد الگوی یکم که خروج از حدود کنترلی است، چنانچه خروج به صورت جهشی و ناگهانی انجام شود، امکان پیش بینی مناسب آن وجود ندارد. با این حال حرکت تدریجی به سمت خروج از حدود کنترلی، معمولاً به صورت الگوهای سه و پنج و شش انجام می شود که احتمال پیش بینی مناسبی برای آنها وجود دارد.

پیش بینی های بلند مدت، معمولاً به دلیل خطای بیشتر، برای تعیین الگو مناسب به نظر نمی رسد. این مساله بر روی شکل‌های مربوط به توزیع طول پیش بینی الگوهای کوتاه مدت مشخص است و دیده می شود که درصد کوچکی از پیش بینی های صحیح مربوط به پیش بینی هایی با طول ۴ تا ۱۰ نقطه می باشند. با این حال برای الگوهایی که ذاتاً بلند مدت می باشند، مانند الگوهای ۷، ۹ و ۱۰ مشخصاً احتمال پیش بینی بلند مدت افزایش زیادی پیدا کرده است و نشان می دهد که معمولاً پیش بینی های صحیح ۵ نقطه تا ۳ نقطه جلوتر انجام پذیرفته است.

۴- هفت نقطه متوالی یک طرف خط

۵- شش نقطه متوالی بصورت افزایشی

۶- شش نقطه متوالی بصورت کاهش

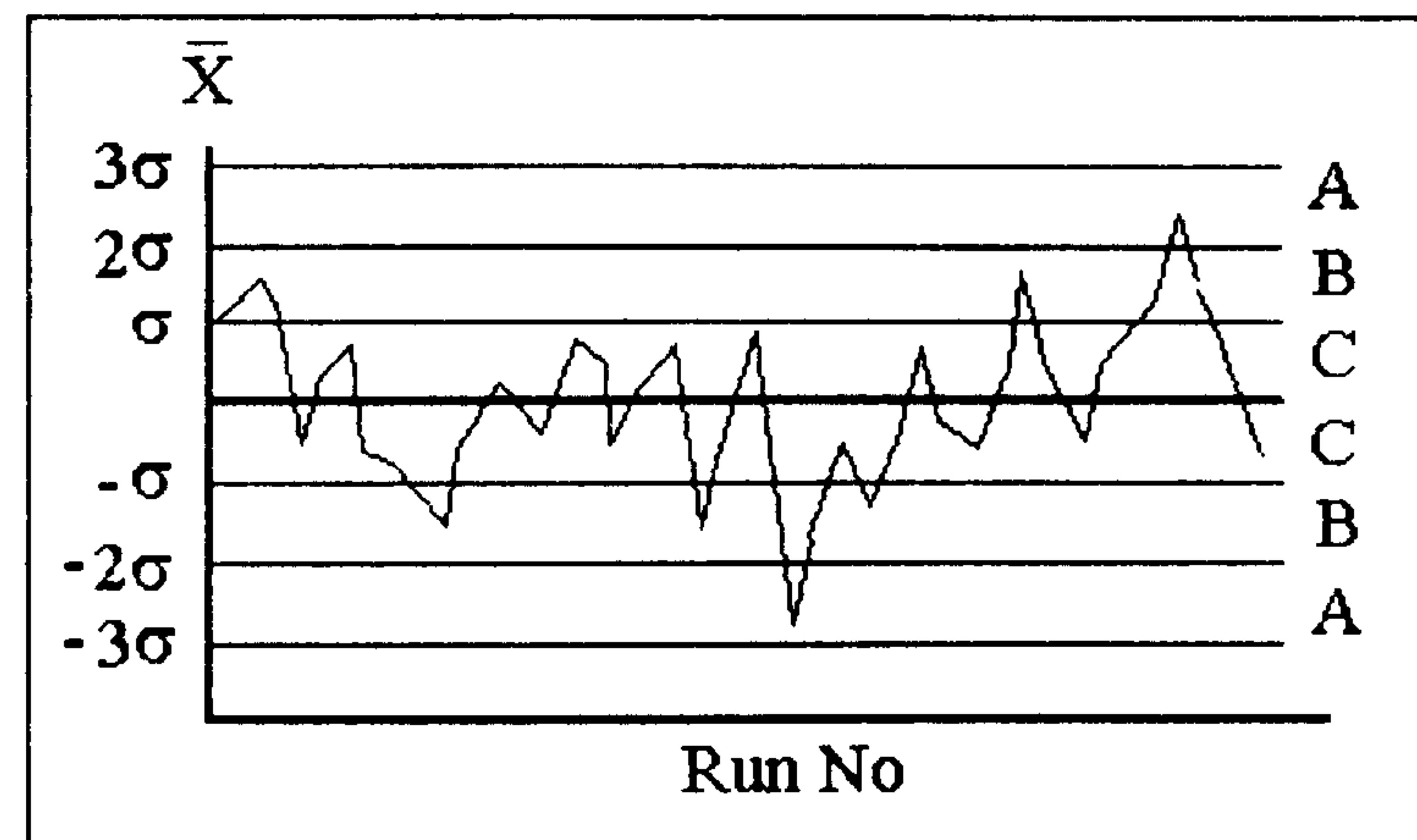
۷- از ۱۴ نقطه متوالی حداقل ۱۲ نقطه یک طرف خط مرکز

۸- ۱۴ نقطه متوالی بصورت متناوب افزایشی-کاهش

۹- ۱۵ نقطه متوالی در نواحی C

۱۰- از ۱۷ نقطه متوالی حداقل ۱۴ نقطه یک طرف خط مرکز

برای انجام شبیه سازی مجموعه ای از نقاط با کمک مدل مولد تولید گردید. این مجموعه شامل داده های شبیه سازی شده برای ۶۰۰۰ بار اجرای فرایند بود که در آن انواع الگوهای غیرطبیعی با فراوانی های مختلفی وجود داشت.



شکل ۸: نواحی کنترلی بر روی نمودار کنترلی شوارت.

برای آموزش شبکه، از روش پنجره لغزان با طول ۶۰ استفاده شد. در این روش از اجرای ۱ تا ۶۰ برای آموزش شبکه استفاده می شود و پیش بینی ده نقطه بعدی انجام می شود. سپس یک نقطه به جلو حرکت می کنیم و از اجرای ۲ تا ۶۱ برای آموزش استفاده می کنیم و مجدداً ده اجرای بعدی پیش بینی می شود و به همین ترتیب برای بقیه نقاط ادامه می دهیم. در این شبیه سازی ها از آرایش بدست آمده برای مدل شبکه عصبی با ۳ گره ورودی و پنج گره لایه پنهان استفاده شد. الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا با مومنتم و سرعت یادگیری متغیر برای آموزش شبکه بکار رفت. پس از آموزش شبکه و پیش بینی یک تا ده نقطه جلوتر به منظور تشخیص هر یک از الگوهای غیرطبیعی، از یک بخش نرم افزاری که بر روی آخرین مجموعه نقاط الگوهای غیرطبیعی را شناسایی و مشخص می کند استفاده شد. مجموعه

شبیه سازی ها نشان داد که برای پیش بینی های کوتاه مدت ، عملکرد شبکه عصبی برتری خاصی نسبت به روش کلاسیک باکس - جنکینس ندارد . ولی با افزایش طول پیش بینی ، خطای پیش بینی مدل باکس- جنکینس نسبت به مدل شبکه عصبی افزایش بیشتری می یابد. در نتیجه برای پیش بینی بلند مدت شبکه عصبی خطای کمتری دارد و عملکرد بهتری را نشان می دهد .

نتایج شبیه سازی ها نشان داد که برای الگوی خروج از حدود کنترلی (الگوی یک) شبکه عصبی پیش بینی مناسبی را انجام نمی دهد . تنها زمانی که خروج از حدود کنترلی به صورت تدریجی و کند صورت گیرد ، شبکه می تواند پیش بینی درستی را انجام دهد . همچنین ، مدل شبکه عصبی نمی تواند الگوی هشت، یعنی ۱۴ نقطه متوالی افزایشی و یا کاهششی را به طور مناسبی پیش بینی نماید .

برای سایر الگوها عملکرد شبکه عصبی قابل قبول است . بهترین عملکرد در پیش بینی ، برای وقوع الگوی نهم (۱۵ نقطه در ناحیه C) و دهم (از ۱۷ نقطه متوالی لااقل ۱۴ نقطه در یک طرف خط مرکزی) حاصل شد . پیش بینی های طولانی تر از ۶ نقطه معمولا نتیجه صحیحی را به دنبال ندارند .

این روش پیش بینی برای تشخیص الگوهای دیگر، عملکرد رضایت بخشی دارد . با استفاده از این روش و تجزیه و تحلیل وقوع حوادث در گذشته و نتایج پیش بینی های قبلی ، از نظر آماری می توان حدود احتمال صحت هر پیش بینی را بدست آورد.

قدر دانی

از راهنمایی های ارزشمند جناب آقای دکتر یحیی فتحی استاد دانشگاه کارولینای شمالی تشکر و قدردانی می شود.

به این ترتیب از نظر آماری می توان حدود احتمال صحت پیش بینی هر یک از الگوها را برای هر طول پیش بینی تعیین نمود . در شکل (۹) توزیع احتمال جمعی تشخیص صحیح الگو بر اساس پیش بینی یک تا ده نقطه جلوتر و برای هر یک از الگوها نشان داده شده است.

در این نمودار می بینیم که برای الگوی ۹ و ۱۰ می توانیم بگوییم که ۸۵ تا ۹۰ درصد آنها قابل تشخیص و آن هم زودتر از چهار اجرا می باشند که بالاترین راندمان این مدل می باشد . برای الگوی ۲ و ۷ این درصد به ۷۲ ، آن هم حد اکثر دو نقطه قبل از وقوع، می رسد . در این نمودار نیز کارایی ضعیفتر مدل برای تشخیص الگوهای یک و هشت قابل مشاهده می باشد.

نتایج

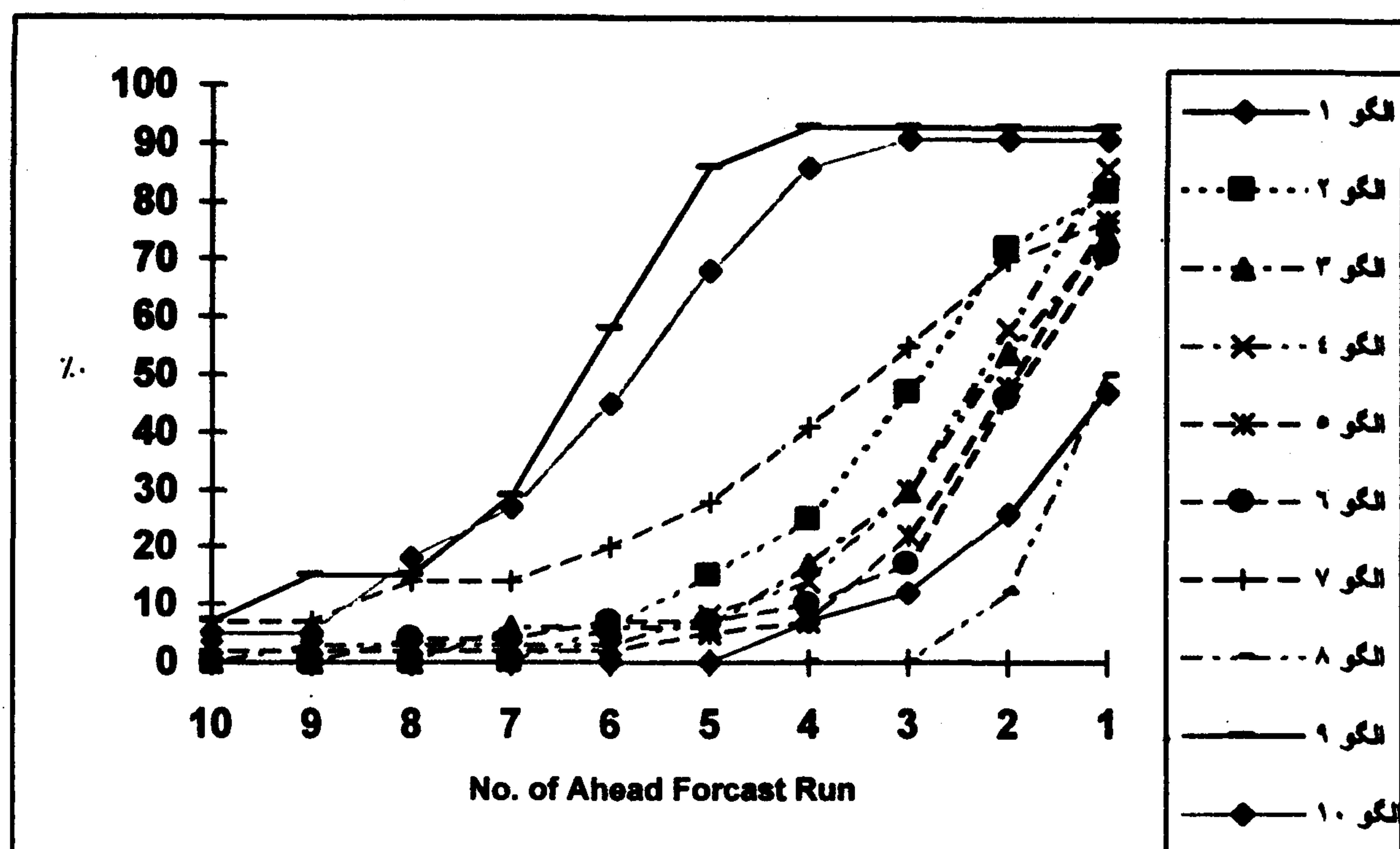
مدل سازی فرایند های ساخت افزاره های نیمه هادی بر اساس سری زمانی خروجی آن می تواند در پیش بینی فرایند عملکرد مناسبی داشته باشد . این روش قادر است اختلالات ناشی از تغییر تدریجی در تجهیزات فرایند را که در خروجی منعکس می شود، به نحو مطلوبی پیش بینی نماید .

از شبکه های عصبی می توان برای ایجاد مدل سری زمانی خروجی فرایند استفاده نمود. آرایش شبکه ، نقش تعیین کننده ای در عملکرد آن دارد . انتخاب گره های زیاد ، موجب تسریع روند آموزش شبکه خواهد شد ، ولی اندازه شبکه و حجم محاسبات آن افزایش می یابد . لذا تعیین اندازه شبکه بهینه اهمیت زیادی دارد.

استفاده از الگوریتم آموزشی سریعتری مانند پس انتشار خطا با مومنتم و سرعت یادگیری تطبیقی ، باعث افزایش سرعت یادگیری شبکه خواهد شد . با این حال برای حذف اغتشاشات زمینه ای ، لازم است از آموزش بیش از حد شبکه اجتناب شود.

جدول ۱ : مقایسه خطای α و β در طولهای مختلف پیش بینی.

خطا / نوع الگو	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰
α	۲۹	۱۱	۱۶	۱۱	۱۴	۱۷	۱۵	۵۵	۱۳	۲۲
β	۵۳	۱۸	۲۶	۱۴	۲۳	۲۹	۲۳	۵۰	۷	۹



شکل ۹: درصد پیش بینی تجمعی برای الگوهای مختلف و طول های پیش بینی ۱ تا ۱۰.

مراجع

- ۱ - فاطمی قمی، م. ت. "کنترل کیفیت آماری." انتشارات دانشگاه صنعتی امیر کبیر، زمستان (۱۳۷۰).
- ۲ - نیرومند، ح. "تجزیه و تحلیل سری های زمانی." انتشارات دانشگاه فردوسی مشهد، آذر (۱۳۷۱).
- ۳ - حسین آبادی، م. "مدل سازی و کنترل فرایندهای ساخت قطعات نیمه هادی توسط شبکه های عصبی." پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده فنی دانشگاه تهران، تابستان (۱۳۷۵).
- 4 - Montgomery, J. (1976). *Forecasting and time series analysis*. McGraw Hill.
- 5 - Newton, H. J. (1988). *TIMESLAB: a time series analysis laboratory*, wadesworth & brooks/cole Publishing Company, California.
- 6 - Moyne, W. P. (1995). *Run by run control: interfaces, implementation and integration*. M.S. Thesis, MIT (<http://www.mit.edu>).
- 7 - Hwang, H. B., and et al. (1993). "Backpropagation pattern recognizer for \bar{X} control charts, methodology and performance." *Computer Industry Engineering*, Vol. 24, No. 2, PP. 219-235.
- 8 - Ljung, G. M. and Box, G. E. P. (1978). "On a measure of lack of fit in time series models." *Biometrika*, 65, PP. 67-72.
- 9 - Hankinson, M., and et al. (1997). "Integrated real time and run to run control of etch depth in reactive ion etching." *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 10, No. 1, PP. 121-130.
- 10 - Boning, D., and et al. (1995). "Practical issues in run by run process control." *IEEE / SEM Advanced Semiconductor Manufacturing Conference*, PP. 201-208.
- 11 - Sachs, E. and et al. (1995). "Run by run process control: combining SPC and feedback control." *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 8, No. 1, PP. 26-43.
- 12 - Moran, P. W. and et al. (1991). "A process control methodology applied to manufacturing GaAs MMIC's." *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 4, No. 4, PP. 304-311.
- 13 - Baker, M. D. and et al. (1995). "Time series modeling of reactive ion etching using neural networks." *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 8, No. 1, PP. 62-71.

- 14 - Moyne, J. (1994). "A run to run control framework for VLSI manufacturing." *SPIE*, Vol. 2091, PP. 379-390 .
- 15 - Baras, J. S. and Patel, N. S. (1997). "A framework for robust run by run control with lot delayed measurements." *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 10, No. 1.
- 16 - Box, G. E. P. and Jenkins, G. M. (1970). *Time series analysis, forecasting and control*, Holden Day Inc., San Francisco.
- 17 - Myers, R. H. and Walpole, R. E. (1978). *Probability and statistics for engineers and scientists*, 2nd. Edition, Mc Millan Pub.
- 18 - Ladbrooke, P. H. (1989). *MMIC design: GaAs FET's & HEMT's*, Boston, MA, Artech House.
- 19 - Kosko, B. (1992). *Neural networks and fuzzy systems, a dynamiced systems approach to machine intelligence*, Prentice Hall Int.
- 20 - May, G. S. and et al. (1991). "Statistical experimental design in plasma etching modeling." *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 4, No. 2, PP. 83-98.
- 21 - Guo, R. S. and et al. (1993). "Modeling, optimization and control of spatial uniformity in manufacturing process." *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 6, No. 1, PP. 41-57 .
- 22 - Sachs, E. and et al. (1992). "An equipment model for polysilicon LPCVD." *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 5, No. 1, PP. 3-13 .
- 23 - Himmel, C. D. and May, G. S. (1993). "Advantages of plasma etch modeling using neural networks over statistical techniques." *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 6, No. 2, PP. 103-111 .
- 24 - Nadi, F. and et al. (1991). "Use of influence diagrams And neural networks in modeling semiconductor manufacturing processes." *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 6, No.1, PP. 52s-58.

واژه نامه :

- | | |
|--------------------------|--------------------------|
| 1 - Photo Resist | لایه مقاوم در برابر نوری |
| 2 - Reactive Ion Etching | روش زدایش یونی واکنشی |
| 3 - Wet Etching | روش زدایش تر |