

دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده برق و رباتیک

گروه کنترل

پیش‌بینی سری‌های زمانی آشوبناک در فضای فاز بازسازی شده به روش‌های غیرخطی

دانشجو : محمد رضا شفیعی چافی

استاد راهنما : دکتر حسین قلی زاده نرم

پایان نامه جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

دی ۱۳۹۱

تقدیم به

پدر و مادر عزیزم

سخن اول

خداوند را بخاطر همه نعمتهایی که به این بنده ناچیز خود عطا فرموده سپاس می گویم و از کوتاهی خود در بندگی او پوزش می طلبم....

از پدر و مادر عزیزم بخاطر همه فداکاری ها و زحماتی که تا کنون برای این حقیر متحمل شده اند قدردانی می نمایم و امیدوارم که بتوانم قدر شناس زحمات ایشان باشم....

از جناب آقای دکتر قلی زاده، که مرا در طی مراحل مختلف این پایان نامه هدایت و راهنمایی نمودند بسیار سپاسگزارم. اگر چه بموجب فضایل اخلاقی بی شمار ایشان توشه خود را از شاگردی شان بسیار فراتر از این پایان نامه می دانم....

از همکاری استاتید برجسته پروفسور هنری آباربانل از دانشگاه کالیفرنیا، پروفسور هنری چونگ از دانشگاه هونگ کونگ و پروفسور جون ژنگ از دانشگاه سان یوت سن و دکتر غلامرضا داوودی از دانشگاه علوم پزشکی تهران که با ارائه نظرات و پیشنهادات و ارسال مجموعه مقالات ما را در پیشبرد این پایان نامه یاری نمودند، بسیار سپاسگزارم....

همچنین از خواهر عزیزم مهندس زهرا شفیعی چافی که در تهیه و تنظیم و ویراستاری این پایان نامه مرا یاری نمودند کمال تشکر و قدردانی را دارم....

از دوستان ارجمند، آقایان محمد هاشم زاده، ایمان خسروی، منصور شریفی، سعید خراشادیزاده، حمید بهزاد، محمد برادران، امیر نگهداری و رضا میقانی که در این مدت سعادت همنشینی با ایشان را در خوابگاه دانشجویی داشته ام، صمیمانه سپاسگزارم....

همچنین از کمکها و راهنماییهای همه معلمان، اساتید و سایر بزرگوارانی که در طول زندگی خود چگونه زیستن را از ایشان آموخته ام، بسیار سپاسگزارم....

چکیده

سری زمانی دنباله‌ای از اعداد است که با نمونه برداری منظم از خروجی مشاهده شده‌ی یک سیستم بدست می‌آید. از میان انواع گوناگون سری‌های زمانی، سری‌های زمانی آشوبی اغلب در پدیده‌های طبیعی یافت می‌شوند. حساسیت بیش از حد سیستم‌های آشوبی به شرایط اولیه سبب بروز مشکل افق پیش‌بینی در پیش‌بینی بلند مدت و دقت پیش‌بینی در پیش‌بینی کوتاه مدت برای روش‌های مذکور شده است. بنابراین محور فعالیت‌های انجام شده در این پایان‌نامه بر اصلاح دقت در پیش‌بینی کوتاه مدت و افزایش افق پیش‌بینی در عین دقت مناسب، در پیش‌بینی بلند مدت قرار گرفته است. تلاش‌های انجام شده در این راستا منجر به ارائه‌ی دو روش در پیش‌بینی کوتاه مدت و چهار روش در پیش‌بینی بلند مدت شده است. بمنظور حصول اطمینان و بررسی بیشتر از روش‌های مطرح شده برای پیش‌بینی سری‌های زمانی فوق آشوبی قلب و HRV نیز استفاده شد.

سرانجام به منظور نشان دادن یکی دیگر از کاربردهای عملی روش‌های پیشنهادی در زمینه‌های پزشکی از آن برای طبقه‌بندی ۵ دسته از آریتمی‌های قلبی استفاده شد که نتایج حاصله بیانگر توانمندی روش پیشنهادی در تفکیک ضربانات قلبی بر اساس ویژگی‌های نوظهور فازی است.

کلمات کلیدی: آشوب - سری زمانی - پیش‌بینی - بازسازی فضای فاز

فهرست مطالب

صفحه	عنوان
ج	فهرست جدول‌ها
د	فهرست شکل‌ها
۱	فصل ۱- مقدمه
۱-۱	۱-۱- سری زمانی
۱-۲	۱-۲- سری زمانی آشوبی
۱-۲-۱	۱-۲-۱- بررسی اثر حساسیت:
۲-۲-۱	۲-۲-۱- بررسی اثر حضور نمای لیاپانوف مثبت:
۱-۲-۱	۱-۲-۱- تحلیل طیفی:
۳-۱	۳-۱- پیش بینی سری های زمانی:
۴-۱	۴-۱- بازسازی فضای فاز
۱-۴-۱	۱-۴-۱- تأخیر زمانی
۲-۴-۱	۲-۴-۱- بعد جاسازی
۵-۱	۵-۱- روش همانندی یا نزدیکترین همسایه:
۶-۱	۶-۱- روش تقریب خطی
۷-۱	۷-۱- اهداف کلی پایان نامه
۸-۱	۸-۱- ساختار پایان نامه
۱۵	پیشینه تحقیق
۱۶	فصل ۲- پیشینه تحقیق
۲۰	فصل ۳- روشهای پیشنهادی در پیش بینی سری های زمانی
۱-۳	۱-۳- مقدمه
۲-۳	۲-۳- پیش بینی کوتاه مدت:
۱-۲-۳	۱-۲-۳- روش فازی برخط:
۲-۲-۳	۲-۲-۳- روش فازی حافظه دار:
۳-۳	۳-۳- پیش بینی بلند مدت:
۱-۳-۳	۱-۳-۳- روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده:
۲-۳-۳	۲-۳-۳- روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده با کمک روش عصبی:
۳-۳-۳	۳-۳-۳- روش تقریب غیرخطی
۴-۳-۳	۴-۳-۳- روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده با کمک تبدیل موجک
۴۶	فصل ۴- تفکیک آریتمی و پیش بینی سری زمانی قلب

۴۶	۱-۴ - قلب
۴۶	۲-۴ - مروری بر الکتروفیزیولوژی قلب
۴۶	۱-۲-۴ - جریانات الکتریکی قلب
۴۷	۲-۲-۴ - انتشار جریان های الکتریکی در اطراف قلب
۴۷	۳-۲-۴ - سیستم تولید و انتقال ایمپالس در داخل قلب
۴۹	۴-۲-۴ - اختلال در تولید ایمپالس در قلب
۴۹	۳-۴ - الکتروکاردیوگرافی
۴۹	۱-۳-۴ - معرفی
۵۰	۲-۳-۴ - شکل ECG و نام گذاری اجزای آن
۵۱	۴-۴ - آریتمی
۵۱	۱-۴-۴ - چند نمونه از آریتمی ها
۵۳	۵-۴ - پیش بینی سری های زمانی زیستی
۵۴	۱-۵-۴ - پیش بینی کوتاه مدت سری زمانی ECG
۵۶	۲-۵-۴ - پیش بینی کوتاه مدت سری زمانی HRV
۵۸	۳-۵-۴ - پیش بینی بلند مدت سری زمانی ECG
۵۹	۴-۵-۴ - پیش بینی بلند مدت سری زمانی HRV
۶۱	۶-۴ - روش پیش بینی تک گام در تفکیک آریتمی های قلبی
۶۱	۱-۶-۴ - روش پیشنهادی
۶۲	۲-۶-۴ - نتایج حاصل از شبیه سازی ها
۶۵	فصل ۵ - نتیجه گیری و ارایه پیشنهادات
۶۵	۱-۵ - نتیجه گیری:
۶۶	۲-۵ - پیشنهادات
۶۹	مراجع
۷۳	واژه نامه فارسی به انگلیسی
۷۴	واژه نامه انگلیسی به فارسی

فهرست جدول‌ها

صفحه

عنوان

جدول ۱-۳	مقایسه میان نتایج پیش بینی تک گام سری زمانی لورنز توسط روش فازی برخط و دو روش مبتنی بر شبکه عصبی	۲۵
جدول ۲-۳	مقایسه خطای حاصل از پیش بینی سری زمانی لورنز میان روش فازی حافظه دار و سه روش مبتنی بر شبکه عصبی	۲۷
جدول ۳-۳	مقایسه میان خطای پیش بینی بلند مدت (۷۰۰ نقطه) سری زمانی روسلر توسط دو روش تقریب خطی و نزدیکترین همسایه اصلاح شده به کمک شبکه عصبی	۳۷
جدول ۴-۳	مقایسه میان خطای پیش بینی بلند مدت (۷۰۰ نقطه) سری زمانی روسلر توسط دو روش تقریب خطی و تقریب غیرخطی	۳۹
جدول ۵-۳	مقدار بعد جاسازی و تاخیر زمانی محاسبه شده برای سری زمانی ناشی از ضرایب موجک. ۴۳	
جدول ۶-۳	مقایسه میان خطای پیش بینی بلند مدت سری زمانی روسلر توسط دو روش تقریب خطی و نزدیکترین همسایه اصلاح شده به کمک تبدیل موجک	۴۴
جدول ۱-۴	سرعت تولید ضربان در بخش های مختلف بر حسب ضربان بر دقیقه	۴۹
جدول ۲-۴	بررسی عوامل تاثیر گذار در دقت پیش بینی سری زمانی لورنز توسط روش فازی حافظه دار	۵۶
جدول ۳-۴	صحت روش پیشنهادی برای هر پنج نوع آریتمی ها با ویژگی های فازی	۶۲
جدول ۴-۴	میزان اختصاصی بودن روش پیشنهادی برای هر پنج نوع آریتمی ها با ویژگی های فازی	۶۲
جدول ۵-۴	میزان حساسیت روش پیشنهادی برای هر پنج نوع آریتمی ها با ویژگی های فازی	۶۲
جدول ۶-۴	مقایسه روش انجام شده در این تحقیق با سایر مقالات	۶۳

فهرست شکل‌ها

صفحه	عنوان
۲	شکل ۱-۱: سری زمانی لورنز به ازای دو شرایط اولیه ی بسیار نزدیک به هم
۳	شکل ۲-۱: کلیه ی نماهای لیاپانوف مربوط به سیستم لورنز
۴	شکل ۳-۱: طیف شدت متناظر با سری زمانی لورنز
۴	شکل ۴-۱: طیف شدت مربوط تابع $yt = \sin 50\pi t + \sin(120\pi t)$
۶	شکل ۵-۱: جاذب آشوبی لورنز و مولفه های آن بر حسب زمان
۷	شکل ۶-۱: بازسازی جاذب آشوبی لورنز توسط مختصات تاخیری
۷	شکل ۷-۱: بازسازی جاذب آشوبی لورنز توسط مختصات مشتقی
۱۲	شکل ۸-۱: روش نزدیکترین همسایه
۲۱	شکل ۱-۳: ساختار کلی سیستم مورد بررسی
۲۲	شکل ۲-۳: نحوی آرایش ورودی که که توسط بخش آفلاین انجام می شود.
۲۳	شکل ۳-۳: الگوریتم بخش فازی برخط که شامل دو بخش بهنگام ساز و پیشگو می باشد.
۲۴	شکل ۴-۳: پیش بینی تک گام سری زمانی لورنز توسط روش فازی برخط
۲۴	شکل ۵-۳: پیش بینی تک گام سری زمانی روسلر توسط روش فازی برخط
۲۷	شکل ۶-۳: پیش بینی تک گام سری زمانی لورنز توسط روش فازی حافظه دار
۲۷	شکل ۷-۳: پیش بینی تک گام سری زمانی روسلر توسط روش فازی حافظه دار
۳۰	شکل ۸-۳: الگوریتم روش نزدیکترین همسایه ی اصلاح شده
شکل ۹-۳	پیش بینی بلند مدت سری زمانی لورنز در شرایط ی که تعداد نقاط جاذب بسیار کم انتخاب شده باشد. الف - پیش بینی سری به روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده. ب- پیش بینی توسط روش استاندارد.
۳۱	شکل ۱۰-۳: پیش بینی بلند مدت سری زمانی روسلر در شرایط ی که تعداد نقاط جاذب بسیار کم انتخاب شده باشد. الف - پیش بینی سری به روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده. ب- پیش بینی توسط روش استاندارد.
شکل ۱۱-۳	پیش بینی بلند مدت سری زمانی آشوبی لورنز در شرایط بازسازی غلط فضای فاز. الف- روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده. ب- روش استاندارد.
شکل ۱۲-۳	پیش بینی بلند مدت سری زمانی آشوبی روسلر در شرایط بازسازی غلط فضای فاز. الف- روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده. ب- روش استاندارد.
شکل ۱۳-۳	الگوریتم روش نزدیکترین همسایه و روش عصبی
شکل ۱۴-۳	پیش بینی بلند مدت سری زمانی آشوبی لورنز که توسط روش نزدیکترین همسایه ی اصلاح شده به همراه شبکه ی عصبی
۳۶	

شکل ۳-۱۵: پیش بینی بلند مدت سری زمانی آشوبی روسلر که توسط روش نزدیکترین همسایه ی اصلاح شده به همراه روش شبکه ی عصبی ۳۶

شکل ۳-۱۶: پیش بینی بلند مدت سری زمانی آشوبی روسلر به روش تقریب غیرخطی ۳۸

شکل ۳-۱۷: پیش بینی بلند مدت سری زمانی آشوبی روسلر به روش تقریب غیرخطی ۳۹

شکل ۳-۱۸: الگوریتم روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده به کمک تبدیل موجک ۴۱

شکل ۳-۱۹: محاسبه ی بعد ناشی از ضرایب موجک سری زمانی لورنز توسط الگوریتم گرسبرگر و پروکاسیا ۴۲

شکل ۳-۲۰: نمودار تغییرات شیب شکل ۳-۱۹ نسبت به تغییرات بعد جاسازی ۴۲

شکل ۳-۲۱: پیش بینی بلند مدت سری زمانی آشوبی لورنز که توسط روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده به کمک تبدیل موجک ۴۳

شکل ۳-۲۲: پیش بینی بلند مدت سری زمانی آشوبی روسلر که توسط روش نزدیکترین همسایه روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده به کمک تبدیل موجک ۴۴

شکل ۴-۱: ساختار قلب ۴۶

شکل ۴-۲: انتشار جریان الکتریکی در قلب و قفسه سینه ۴۷

شکل ۴-۳: سیستم انتقال پالس الکتریکی در عضله ی قلب ۴۸

شکل ۴-۴: تاخیر زمانی انتقالی ایмпالس در عضله قلب بر حسب صدم ثانیه ۴۸

شکل ۴-۵: شکل ECG نرمال ۵۰

شکل ۴-۶: شکل ECG به همراه نامگذاری اجزای آن ۵۰

شکل ۴-۷: یک نمونه از الکتروکاردیوگرافی آریتمی های بررسی شده در این تحقیق. الف - بلوک شاخهای راست. ب - بلوک شاخهای چپ. ج - ضربان زودرس بطنی. د - پس ریتم. ه - ضربان سینوسی نرمال ۵۲

شکل ۴-۸: سری زمانی ناشی از قلب یک انسان که در آن فاصله ی R-R نشان داده شده است. ۵۳

شکل ۴-۹: پیش بینی تک گام سری زمانی قلب توسط روش فازی حافظه دار ۵۴

شکل ۴-۱۰: پیش بینی تک گام سری زمانی قلب توسط روش فازی برخط ۵۴

شکل ۴-۱۱: خطای حاصل از پیش بینی تک گام سری زمانی قلب توسط روش فازی برخط ۵۵

شکل ۴-۱۲: پیش بینی تک گام سری زمانی HRV توسط روش فازی حافظه دار ۵۶

شکل ۴-۱۳: پیش بینی تک گام سری زمانی HRV توسط روش فازی برخط ۵۷

شکل ۴-۱۴: خطای حاصل از پیش بینی تک گام سری زمانی HRV توسط روش فازی برخط ۵۷

شکل ۴-۱۵: پیش بینی بلند مدت سری زمانی ECG توسط روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده ۵۸

شکل ۴-۱۶: پیش بینی بلند مدت سری زمانی ECG توسط روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده به کمک تبدیل موجک ۵۸

شکل ۴-۱۷: پیش بینی بلند مدت سری زمانی HRV توسط روش نزدیکترین همسایه توسعه یافته ۵۹

شکل ۴-۱۸: پیش بینی بلند مدت سری زمانی HRV توسط روش نزدیکترین همسایه توسعه یافته به کمک تبدیل موجک ۶۰

فصل ١ - مقدمه

فصل ۱ - مقدمه

۱-۱ - سری زمانی

سری زمانی یک سلسله از اعداد است که به وسیله‌ی نمونه برداری منظم از خروجی مشاهده شده‌ی یک سیستم بدست می‌آید و به عنوان یک منبع مفید برای کشف و مطالعه‌ی رفتار یک سیستم، اعم از تصادفی، آشوبی^۱ و قطعی^۲ محسوب می‌شود [۱]. از میان انواع گوناگون سری‌های زمانی، سری‌های آشوبی به سری‌هایی اطلاق می‌شود که اغلب در پدیده‌های طبیعی یافت می‌شوند [۲].

۲-۱ - سری زمانی آشوبی

تحوّل زمانی نامنظم و غیرقابل پیش‌بینی برخی از سیستم‌های غیرخطی آشوب نامیده می‌شود. ویژگی اصلی آشوب این است که چنین سیستم‌هایی رفتار قبلی خود را حتی به صورت تقریبی نیز تکرار نمی‌کنند^۳. از دیگر ویژگی‌های چنین سیستم‌هایی می‌توان وابستگی شدید به شرایط اولیه و محدود بودن^۴ (به این معنی که هیچ کدام از متغیرهای حالت در یک سیستم آشوبی به سمت بی‌نهایت میل نخواهند کرد) را نام برد. روش‌های گوناگونی برای اثبات آشوبی بودن یک سری زمانی وجود دارد که عبارتند از: الف- بزرگترین نمای لیاپانوف^۵ مثبت: به عنوان معیاری برای نشان دادن حساسیت شدید سیستم‌های آشوبی به شرایط اولیه یا اثر پروانه‌ای^۶ بکار می‌رود. [۳]. ب- طیف فرکانسی گسترده و شبیه به نویز: البته از آنجا که طیف فرکانسی سیگنال‌های آشوبی و نویزی در مقایسه با سیگنال‌های دوره‌ای گسترده بوده لذا نمی‌توان تنها از طریق مشاهده‌ی طیف فرکانسی در مورد آشوبی بودن و یا نویزی بودن سیگنال مولد طیف قضاوت نمود. [۴] ج- ابعاد غیر صحیح (فراکتالی): داشتن بعد غیر صحیح نشان‌دهنده‌ی حضور آشوب در سیستم مورد بررسی و شگفت بودن رباینده‌ی^۷ آن است. [۵] یک نمونه از سیستم‌های آشوبی سیستمی است که توسط لورنز^۸ برای بیان رابطه میان تغییرات دما و حرکت همرفتی توسط دستگاه معادلات (۱-۱) بیان شده است.

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= -\sigma x + \sigma y \\ \frac{dy}{dt} &= -xy + rx - y \end{aligned} \quad (1-1)$$

¹ Chaotic

² Deterministic

³ Aperiodic

⁴ Bounded

⁵ Largest Lyapunov Exponent

⁶ Butterfly Effect

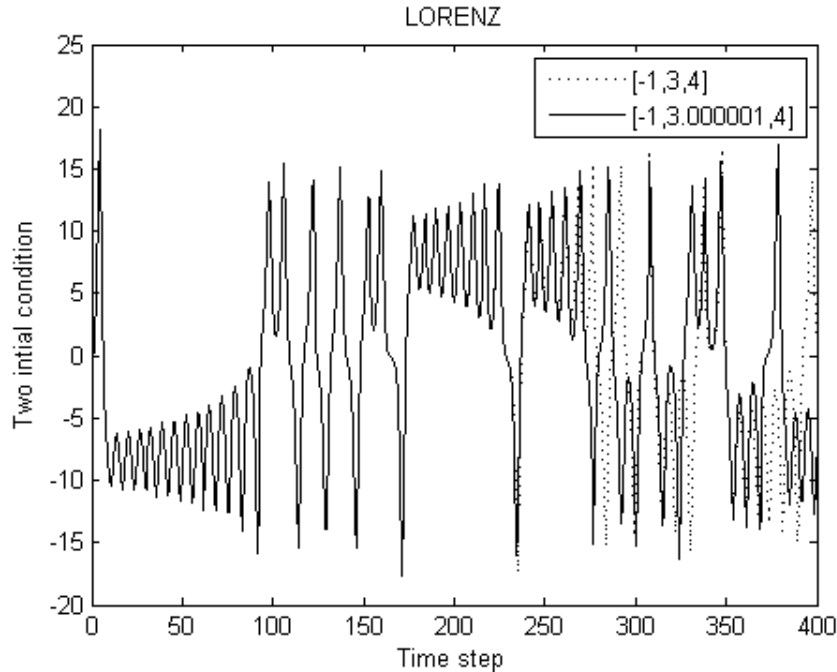
⁷ Strange Attractor

⁸ Lorenz

$$\frac{dz}{dt} = xy - bz$$

۱-۲-۱- بررسی اثر حساسیت :

دستگاه معادلات (۱-۱) را دو بار با دو شرایط اولیّه‌ی بسیار نزدیک به هم [۳ و ۴] و [۳/۰۰۰۰۰۱ و ۴] حل شده که نتایج آن در شکل (۱-۱) نشان داده شده است.



شکل ۱-۱ سری زمانی لورنز به ازای دو شرایط اولیه‌ی بسیار نزدیک به هم

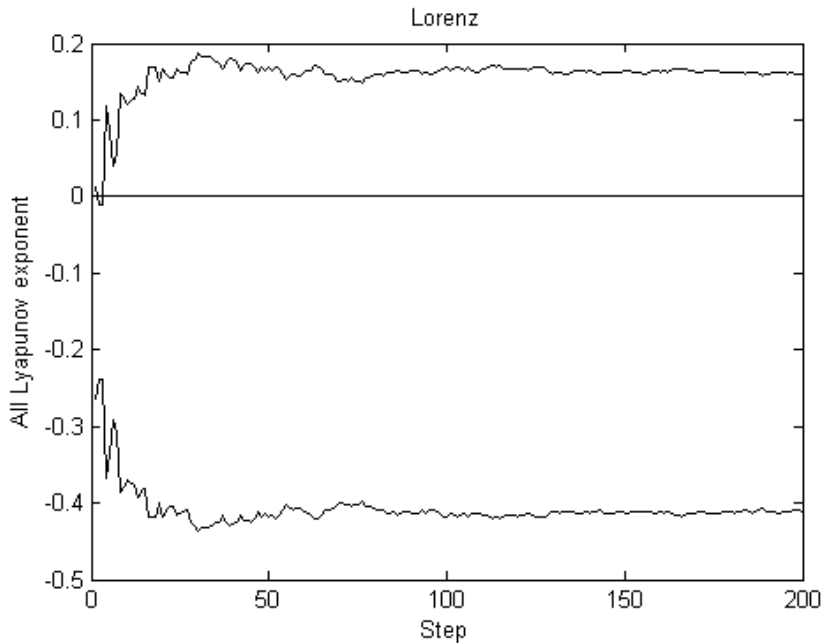
همان‌طور که در شکل (۱-۱) مشاهده شد با وجود شرایط اولیّه‌ی بسیار نزدیک به هم که می‌توان آن را در اثر خطای اندازه‌گیری دانست، دو سری زمانی بعد از گذشت زمان اندکی به طور کلی از یکدیگر جدا شده و مسیرهای متفاوتی را پیموده‌اند.

بنابراین وابستگی شدید به شرایط اولیّه را می‌توان یکی از ویژگی‌های سری زمانی آشوبی دانست. وابستگی به شرایط اولیه مشکلات قابل توجهی را برای محققان در این زمینه فراهم کرده است. اولین کسی که متوجه چنین ویژگی در سیستم‌های آشوبی شد ریاضیدان و منجم برجسته، هنری پوانکاره^۱ بود که در حال مطالعه‌ی سیستم‌های دینامیکی بود. او این پدیده را چنین توصیف می‌کند "ممکن است اختلاف اندکی در شرایط اولیّه باعث تفاوت بسیار بزرگی در پدیده‌های نهایی شود. همچنین یک خطای کوچک در حالت قبلی، خطای بزرگی در حالت بعدی را بوجود می‌آورد" [۴].

^۱ Henri Poincare

۲-۲-۱- بررسی اثر حضور نمای لیاپانوف مثبت:

وابستگی بسیار شدید سیستم‌های آشوبی به شرایط اولیه را در نظریه‌ی آشوب توسط معیاری به نام نمای لیاپانوف مثبت معین می‌شود [۶]. نماهای لیاپانوف سیستم آشوبی لورنز در شکل (۲-۱) نشان داده شده است.

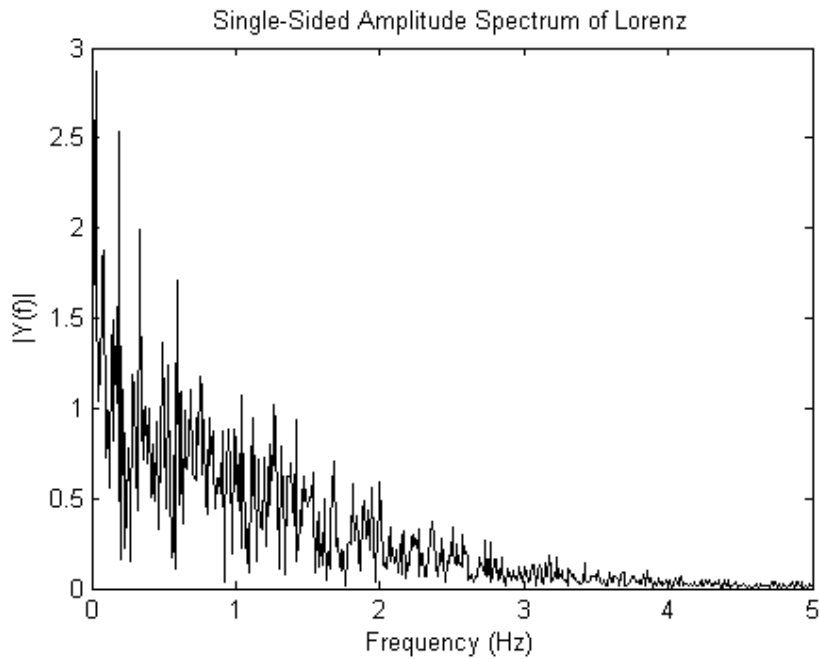


شکل ۲-۱: کلیه ی نماهای لیاپانوف مربوط به سیستم لورنز

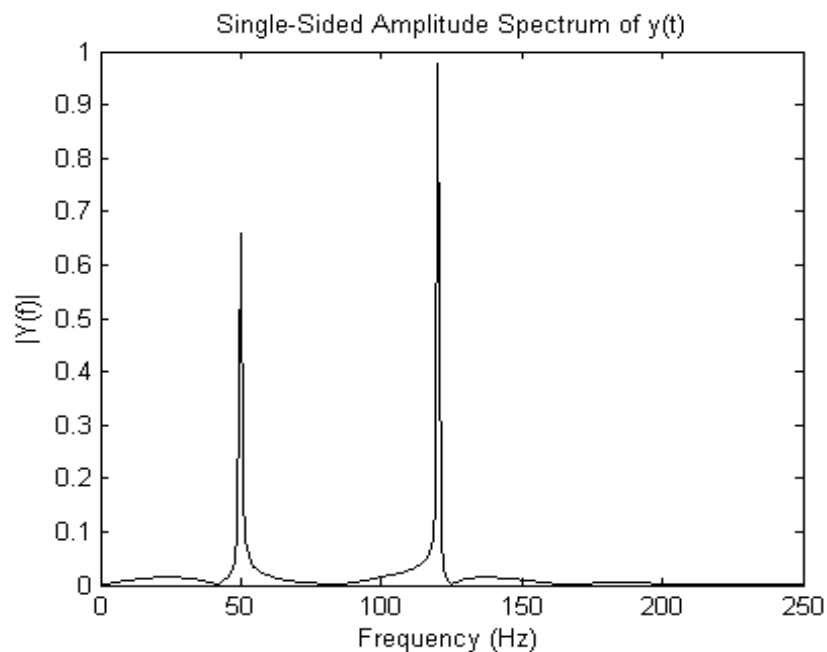
همانطور که در شکل (۲-۱) مشاهده شد از سه نمای لیاپانوف مربوط به سیستم آشوبی لورنز، یکی از نماهای لیاپانوف در تمام گام‌ها مثبت بوده که حاکی از آشوبی بودن سیستم مورد بررسی است. روش‌های گوناگونی برای محاسبه‌ی تمام نماهای لیاپانوف وجود دارند که برای رعایت اختصار و خلاصه-گویی از پرداختن به آن‌ها صرف‌نظر شده است [۷].

۱-۲-۱- تحلیل طیفی :

طیف شدت دوسری زمانی آشوبی و پریودیک در اشکال زیر نشان داده شده است.



شکل ۱-۳: طیف شدت متناظر با سری زمانی لورنز



شکل ۱-۴: طیف شدت مربوط تابع $y(t) = \sin(50\pi t) + \sin(120\pi t)$

طیف شدت سری زمانی لورنز در شکل (۱-۳) و تابع $y(t) = \sin(50\pi t) + \sin(120\pi t)$ در شکل (۱-۴) نشان داده شده است. با توجه به ماهیت آشوبی سری زمانی لورنز همانطور که انتظار می رفت، طیف آن گسترده و شبیه نویز بوده و فرکانس غالبی در آن مشاهده نمی شود اما در مورد تابع سینوسی، طیف فرکانسی بصورت سوزنی بوده و فرکانس های غالب در آن براحتی قابل تشخیص است.

۳-۱- پیش‌بینی سری‌های زمانی:

سقوط بازار سهام آمریکا در اکتبر سال ۱۹۸۷ و عوامل دیگر باعث شد که تحقیقات در مباحث مالی سمت و سوی تازه‌ای بیابد. نتایج حاصل از این تحقیقات در قالب سمینارها و سمپوزیوم‌های متعدد در کشورهای دارای سرمایه‌ی پیشرفته منتشر و اعتبار تئوری‌های دهه‌های ۱۹۶۰ تا ۱۹۸۰ را که مبتنی بر سیستم‌های خطی و توزیع نرمال بودند، مورد تردید قرار داد. از آنجا که بازارهای سرمایه دارای نظم مشخصی نمی‌باشند، لذا استفاده از ریاضیات پیچیده در سیستم‌های غیرخطی و دینامیکی می‌تواند مدلهایی را ایجاد کند که نظریه‌های گذشته را منسوخ سازد. نتایجی که تاکنون از این رهگذر بدست آمده است به امکان پیش‌بینی قیمت تحت شرایطی اذعان دارد [۸].

پیش‌بینی سری‌های زمانی عبارتند از پیش‌بینی رفتار سیستم در آینده، بر اساس اطلاعات حاصل از زمان حال و گذشته‌ی سیستم که کاربردهای فراوانی در اغلب زمینه‌های علمی از جمله علوم مهندسی، پزشکی، اقتصادی و ... دارد [۱۰ و ۱۲]. پیش‌بینی قیمت فولاد [۹] و همچنین پیش‌بینی قیمت سهام در بازار بورس [۱۰] را می‌توان به عنوان مثالهایی از کاربرد پیش‌بینی سری‌های زمانی نام برد. ماهیت آشوبی نوسانات قیمت‌ها در بازارهای سهام و عوامل دیگر سبب شد که از سال ۱۹۸۰ پیش‌بینی سری‌های زمانی آشوبی به یکی از موضوعات مورد علاقه‌ی محققان مبدل گردد [۱۱].

۴-۱- بازسازی فضای فاز

در پیش‌بینی سری‌های زمانی حالاتی اتفاق می‌افتند که در آن‌ها معادلات سیستم در دسترس نبوده و یا این‌که به‌دست آوردن معادلات سیستم بسیار دشوار و یا غیر ممکن است. در چنین حالاتی اطلاعات ما از سیستم مورد بررسی تنها محدود به یک سری زمانی تجربی است که از خروجی مشاهده شده‌ی سیستم به‌دست می‌آید. سری زمانی ناشی از لکه‌های خورشیدی را می‌توان به عنوان نمونه‌ای از چنین سری‌هایی برشمرد. یک سری زمانی تجربی از تمام متغیرهای دینامیکی موجود تأثیر پذیرفته و بنابراین تاریخچه‌ی نسبتاً کاملی از اطلاعات را دربر دارد [۴]. در سال ۱۹۸۰ پاکارد^۱ و همکاران [۱۲] روشی ارائه کردند که در آن بدون مراجعه به سایر متغیرهای فیزیکی و تنها با استفاده از یک سری زمانی امکان حصول به دینامیک مسئله را فراهم می‌ساخت. این روش در سال ۱۹۸۱ با مطرح شدن مبانی ریاضی دقیقی برای آن به توسط تیکن^۲ و مانه^۳ به تکامل رسید [۱۳ و ۱۴]. بر اساس این روش در بازسازی رباینده از یک سری زمانی فقط نیاز به تولید متغیرهای اضافی است. برای بعضی از سیستم‌های تجربی با درجه‌ی کم آزادی مؤثر می‌توان با تعریف یک فضای فاز با بعد کم دینامیک را در یک ساختار هندسی درون آن فضا توصیف کرد. این مجموعه‌ی هندسی جاسازی شده جاذب بازسازی شده نام دارد و معمولاً از لحاظ هندسی، جاذب بازسازی شده با جاذب اصلی هم‌ارز است. همچنین ویژگی‌های آشوبی رباینده‌ی اصلی و بازسازی شده همانند نمای لیاپانوف، در صورت استفاده از پارامترهای صحیح بازسازی تقریباً

^۱ Pakard

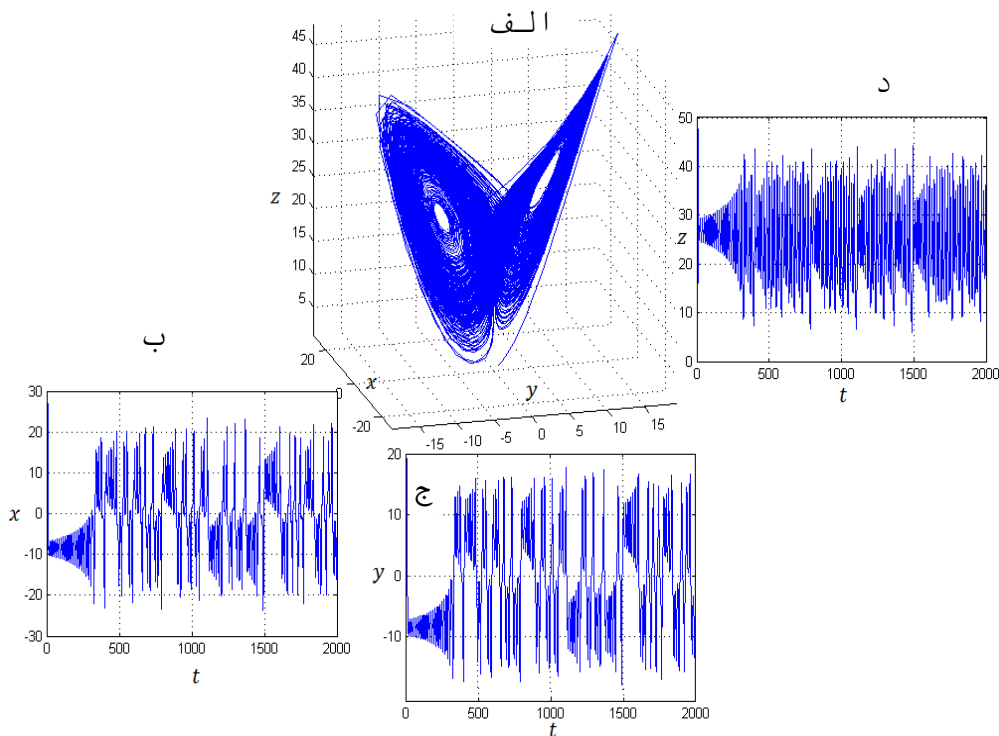
^۲ Taken

^۳ Mane

یکسان هستند. هنگام مواجهه با یک سری زمانی با دینامیک ناشناخته، بعد فضای فاز معمولاً از پیش معلوم نیست. برای این که رباينده قابل بازسازی باشد، بعد باید نسبتاً بزرگ بوده و برای انتخاب محورهای مختصات نیز باید دنبال اطلاعات نسبتاً مستقل بود. استفاده از مشتق و همچنین تأخیر زمانی می‌توانند به عنوان دو گزینه‌ی مناسب برای انتخاب محورهای مختصات در فضای بازسازی شده محسوب شوند. اما به دلیل حضور نویز در سری‌های زمانی تجربی تأخیر زمانی مناسب‌تر به نظر می‌رسد. برای مثال در سری زمانی $X(t)$ بردار داده در فضای فاز بازسازی شده به صورت زیر نشان داده می‌شود که در آن m بعد جاسازی و T تأخیر زمانی هستند.

$$\{x(t), x(t - T), x(t - 2T), \dots, x(t - mT)\} \quad (۲-۱)$$

بمنظور روشن‌تر شدن موضوع، بازسازی فضای فاز، در غالب یک مثال توضیح داده می‌شود. در شکل زیر جاذب لورنز در فضای فاز سه بعدی نشان داده شده است. همانطور که می‌دانیم می‌توان مولفه‌ی هر یک از محورهای مختصات را نیز بر حسب مولفه‌ی زمانی نشان داد که این مولفه در آرایش فضای فاز سه بعدی محذوف می‌باشد.



شکل ۱-۵: جاذب آشوبی لورنز و مولفه‌های آن بر حسب زمان - الف: جاذب لورنز، ب: مولفه X بر حسب زمان، مولفه Y بر حسب زمان، د: مولفه Z بر حسب زمان

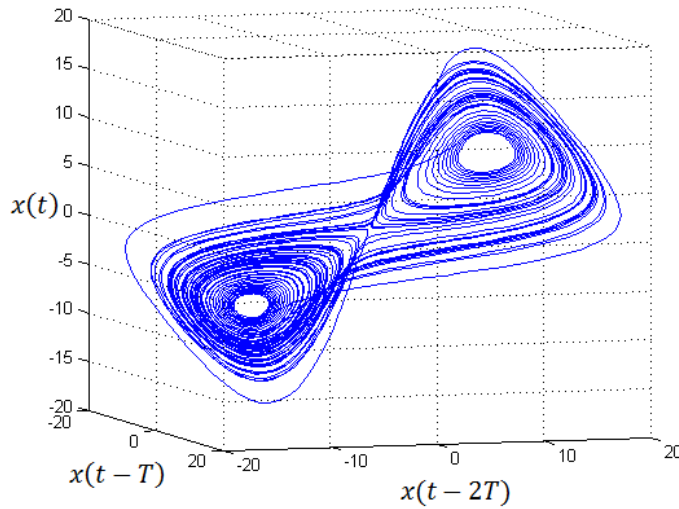
اکنون شرایطی را در نظر بگیرید که در آن تنها یکی از مولفه‌های زمانی در دسترس باشند و بخواهیم جاذب سه بعدی را تنها با استفاده از آن بازسازی نماییم. بدیهی است که در چنین شرایطی تنها نیاز به تولید متغیرهای اضافی داریم. اما مسائلی بعد از احساس نیاز به تولید متغیرهای اضافی مطرح می‌شود عبارتند از:

۱- چگونگی تولید متغیرهای اضافی

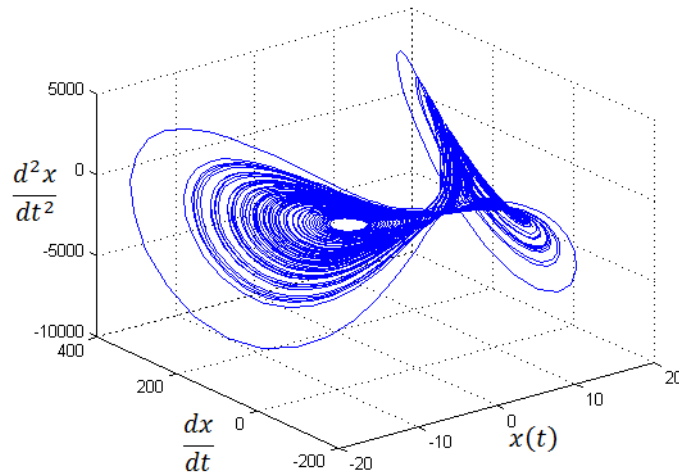
۲- تعداد متغیرهای اضافی

۳- استقلال متغیرها نسبت به هم

دو رهیافت موثر در زمینه تولید متغیرهای اضافی که دارای استقلال خطی نسبت به هم نیز باشند عبارتند از : استفاده از مشتق و استفاده از تاخیر. البته با توجه به عامل نویز که در سری های زمانی تجربی ، استفاده از روش های مبتنی بر تاخیر مناسب تر به نظر می رسد.



شکل ۱-۶: بازسازی جاذب آشوبی لورنز توسط مختصات تاخیری



شکل ۱-۷: بازسازی جاذب آشوبی لورنز توسط مختصات مشتقی

با توجه به کرانها در جاذب اصلی و دو نمونه جاذب بازسازی شده، که در شکل های ۱-۶ و ۱-۷ نشان داده شده است، مشاهده می شود که استفاده از مختصات تاخیر گزینه بهتری محسوب می شود. همانطور که عنوان شد، نظریه بازسازی فضای فاز ، تنها وجود بعد و تاخیر مناسب را به منظور بازسازی فضای فاز تضمین می کند و از ارائه ی روشی مدون که برای تمام سری های زمانی بعد و تاخیر مناسب

بیابد، ناتوان است. لذا از سال ۱۹۸۱ روش‌های گوناگونی برای تعیین بعد جاسازی و تأخیر زمانی پیش-نهاد شده‌اند که در بخش‌های بعد به تفصیل به آن پرداخته می‌شود.

۱-۴-۱- تأخیر زمانی

انتخاب تأخیر زمانی مناسب در بازسازی رباینده از اهمیت بسزایی برخوردار است. اگر T بسیار کوچک باشد مختصات مربوط به نقاط در فضای فاز بازسازی شده تقریباً در امتداد قطر قرار می‌گیرند و در این-صورت بازسازی بی‌فایده است. به عبارت دیگر در چنین حالاتی فاصله‌ی نقاط نمونه‌برداری شده از سری زمانی $w(t)$ ، به اندازه‌ای کم است که نمی‌توانند اطلاعاتی راجع به دینامیک مسئله تولید نماید. از طرف دیگر انتخاب مقدار بزرگ T نیز به نوبه‌ی خود مشکلات فراوانی را تولید می‌کند. می‌دانیم که همبستگی میان حالت‌های دینامیکی در یک سیستم آشوبناک برای مدت کوتاهی دوام می‌آورد که عمر آن به نمای لیاپانوف مثبت بستگی دارد. لذا با انتخاب مقدار بزرگ برای T ، کشیدگی‌ها^۱ و تاخوردگی‌های فراوانی در سیستم اتفاق می‌افتد که منجر به هیچ رابطه‌ی منطقی میان داده‌های مورد استفاده (برای تشکیل فضای فاز) نمی‌شود. بعبارت دیگر انتخاب بزرگ T سبب ایجاد ناهمبستگی میان نقاط در فضای فاز بازسازی شده خواهد شد.

روش‌های گوناگونی برای انتخاب تأخیر زمانی در مراجع ذکر شده است که در ادامه به چند نمونه از آن‌ها اشاره خواهیم کرد.

۱- در بررسی سیستم‌های آشوبی شرایطی اتفاق می‌افتد که در آن سری‌های زمانی حاصل، تقریباً دوره‌ای به نظر می‌رسند. مشاهده‌ی چنین حالتی خود مبتنی بر حضور یک دوره‌ی تناوب غالب در سری زمانی مورد بررسی است. در چنین حالاتی مقدار قابل مقایسه اما تا اندازه‌ای کوچکتر از دوره‌ی تناوب تقریبی مشاهده شده را به‌عنوان مقدار تأخیر زمانی انتخاب می‌کنند [۱۵].

۲- اگر همانند روش اول فرکانس غالبی وجود نداشته باشد، از روش پیچیده‌تری برای انتخاب مقدار تأخیر زمانی استفاده می‌شود. یک روش مفید در این حال استفاده از همبستگی میان داده‌های متوالی بر حسب فاصله‌ی زمانی بین آن‌ها است. اگر تابع همبستگی بصورت زیر تعریف شود:

$$f(T) = \frac{\langle w(t) \cdot w(t+T) \rangle_t}{\langle w(t)^2 \rangle_t} \quad (۳-۱)$$

که در آن $\langle \rangle_t$ میانگین تمام نقطه‌های یک سری زمانی را نشان می‌دهد. اگر نمودار تغییرات $f(T)$ را بر حسب T رسم شود، T_0 که در آن اولین عبور $f(T)$ از صفر رخ می‌دهد، به‌عنوان معیاری برای انتخاب تأخیر استفاده می‌شود [۱۶].

^۱ Stretching

^۲ Folding

۳- روش دیگری برای انتخاب مقدار تأخیر در سال ۱۹۸۶ توسط فریز^۱ و سوینی^۲ مطرح شده که در آن از اطلاعات دوجانبه^۳ مطابق رابطه‌ی زیر استفاده شده است.

$$I(T) = \sum_t p(w(t), w(t+T)) \cdot \log \frac{p(w(t) \cdot w(t+T))}{p(w(t)) \cdot p(w(t+T))} \quad (۴-۱)$$

که در رابطه‌ی قبل $p(w(t))$ و $p(w(t+T))$ توزیع احتمال جداگانه‌ی نقطه‌های داده‌ی مجاور و $p(w(t) \cdot w(t+T))$ توزیع احتمال مشترک نقاط داده‌ی مجاور است. لازم به ذکر است که اطلاعات دوجانبه معیاری از این احتمال است که نقطه‌های داده‌ی مجاور $w(t)$ و $w(t+T)$ به لحاظ آماری مستقل نباشند [۱۷].

۴- از آنجا که قاعده‌ی کلی برای انتخاب T در تمام موارد وجود ندارد گاهی T را طوری انتخاب می‌کنند که به نتیجه‌ی رضایت‌بخشی، بسته به کاربرد مورد نظر، برسند [۱۸].

۱-۴-۲- بعد جاسازی

در بازسازی یک رباینده از یک سری زمانی تجربی با دینامیک ناشناخته، بعد رباینده نامشخص است. برای نمایش کامل دینامیک، بازسازی باید در فضایی که بعد آن به اندازه‌ی کافی بزرگ است صورت پذیرد. بنا بر قضیه‌ی تیکن، هرگاه بعد فراکتالی جاذب اصلی مولد سری زمانی d و بعد جاسازی m باشد آن‌گاه برقراری شرایط $m > 2d + 1$ وضوح کامل جاذب را با تمام ویژگی‌ها در فضای فاز بازسازی شده تضمین می‌کند. البته اشکالاتی نیز به قضیه‌ی مورد نظر وارد است که عبارتند از:

الف- در شرایطی که با سری‌های زمانی تجربی مواجه هستیم بعد جاذب اصلی در دسترس نیست.
ب- در سال ۱۹۹۳ دینگ و همکاران نشان دادند که در محاسبه‌ی بعد جاسازی برای یک سری زمانی بلند با نویز کم کافی است که بعد فضای فاز بزرگتر از بعد رباینده باشد و لذا نیازی برقراری شرایط سخت تیکن نیست [۱۹].

روش‌های گوناگونی برای تعیین مقدار بعد جاسازی در منابع گوناگون معرفی شده‌اند که در زیر به بعضی از آن‌ها اشاره می‌کنیم.

۱- در این روش ابتدا سری زمانی مورد بررسی با N دایره به شعاع r کاملاً پوشانده می‌شود آن‌گاه بعد فراکتالی توسط رابطه‌ی زیر محاسبه می‌شود.

$$d = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\log(N(L))}{\log\left(\frac{1}{2r}\right)} \quad (۵-۱)$$

که در رابطه‌ی قبل $N(L)$ تعداد دایره‌های لازم به شعاع r برای پوشاندن سری زمانی مورد بررسی است. بنا بر مطالب عنوان شده در قبل کافی است بعد جاسازی از d بزرگتر باشد [۱۹].

^۱ Fraser

^۲ Swinney

^۳ Mutual Information

۲- این روش بنا بر این سؤال بنا نهاده شده است که اگر دو نقطه در فضای فاز بازسازی شده در همسایگی یکدیگر قرار گرفتند، آیا این مجاورت به دلایل دینامیکی صورت گرفته است (به عبارت دیگر نزدیکی این دو نقطه یا دو مسیر به دلیل ویژگی‌های ذاتی سیستم است) و یا اینکه نزدیکی این دو به دلیل محاط شدن در فضایی با بعد نامناسب و بازسازی فضای فاز دینامیک مورد بررسی در فضایی با بعد پایین است؟ در این روش ابتدا بعد جاسازی را مقدار دلخواه m را در نظر گرفته و جاذب ساخته می‌شود. در جاذب بازسازی شده دو نقطه‌ی نزدیک به هم $X(t), X(t')$ را انتخاب می‌کنیم. سپس بعد جاسازی را یک واحد افزایش داده و در فضای فاز جدید بازسازی شده، موقعیت دو نقطه را نسبت به یکدیگر بررسی می‌کنیم. اگر با افزایش بعد موقعیت دو نقطه نسبت به یکدیگر دچار تغییر و تحوّل شود آن‌گاه دونقطه به دلایل دینامیکی در مجاورت یکدیگر قرار نداشتند بلکه به علت محاط شدن در فضایی با بعد نامناسب در همسایگی یکدیگر قرار گرفته‌اند. افزایش بعد تا بدان‌جا ادامه پیدا می‌کند که فاصله‌ی نسبی نقاط $X(t), X(t')$ در دو فضای فاز m و $m + 1$ بعدی به سمت صفر میل کند. [۱۸ و ۱۹].

۳- این روش برای اولین بار توسط گراسبرگر و پروکاسیا مطرح شده و به شرح زیر است. ابتدا رباینده در فضایی با بعد کم بازسازی و بعد ظاهری آن مطابق رابطه‌ی زیر محاسبه می‌شود.

$$C_m(r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{2}{N(N-1)} \sum_{1 \leq i < j \leq N} \theta(r - |y(i) - y(j)|) \quad (۶-۱)$$

که در رابطه‌ی فوق $\theta(-)$ معرف تابع هویساید است و به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$\theta(x) = \begin{cases} 1 & \text{when } x > 0 \\ 0 & \text{when } x < 0 \end{cases} \quad (۷-۱)$$

پس بعد جاسازی را یک واحد افزایش داده، رباینده در فضای جدید بازسازی می‌شود و مجدداً بعد ظاهری آن توسط رابطه‌ی بالا محاسبه شده و این فرایند تا رسیدن به یک مقدار حدی برای بعد ظاهری ادامه پیدا می‌کند. گراسبرگر و پروکاسیا نشان دادند که بعدهمبستگی به صورت شیب نمودار $\ln(C_m(r))$ به $\ln(r)$ می‌باشد [۲۰].

۴- تجزیه‌ی مقدار SVD برای تخمین بعد محاطی: برای بررسی ارتباط میان بعد محاطی و تجزیه‌ی مقدار ویژه‌ی (SVD) ماتریس مسیر، یعنی ماتریس A متشکل از بردارهای حالت، را به صورت زیر تشکیل می‌دهیم.

$$A = \frac{1}{\sqrt{n-m}} \begin{bmatrix} y(1) \\ y(2) \\ \vdots \\ y(n-m) \end{bmatrix} \quad (۸-۱)$$

که در رابطه‌ی فوق $y(k)$ برابر است با:

$$y(k) = [x_k \quad x_{k-T} \quad \cdots \quad x_{k-(m-1)T}] \quad (۹-۱)$$

در این حالت واضح است که یک بعد دل خواه m برای بازسازی مسیرها انتخاب شده است. با تشکیل ماتریس کوواریانس، عناصر غیر قطری، میزان وابستگی مؤلفه‌های بردارهای پیشامد $y(k)$ را نسبت به یکدیگر نشان می‌دهد. همچنین در تجزیه‌ی مقدار منفرد ماتریس A ، تعداد S_i^2 برابر با مقدار ویژه‌ی $A^T A$ و ستون‌های ماتریس متعامد V بردارهای ویژه‌ی متناظر با این مقدار ویژه هستند لذا اگر تبدیل $A' = AU$ را از روی ماتریس مسیر A انجام دهیم، از آن جا که U یک ماتریس متعامد یگه می‌باشد چنین تبدیلی به صورت دوران ماتریس اولیّه تعبیر خواهد شد در نتیجه فاصله‌ی سطرهای ماتریس $y(i)$ و $y(j)$ و در نتیجه‌ی آن بعد همبستگی که تابعی از این فاصله‌هاست، به ازای $i, j = 1, 2, \dots, n - m$ تغییر نخواهد کرد.

لذا با توجه به مطالب عنوان شده بعد همبستگی ماتریس A^T به جای A در تعیین بعد همبستگی مؤثر خواهد بود.

$$A^T A U = V^T \begin{bmatrix} S_1^2 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & S_n^2 \end{bmatrix} U \quad (10-1)$$

با به دست آوردن مقادیر ویژه‌ی S_i^2 ، به ازای i هایی که در آن $S_i^2 = 0$ است، مسیر ساخته شده محور اصلی i ام را قطع نکرده، مؤلفه‌ی i ام قابل حذف می‌باشد. لذا در غیاب نویز رتبه‌ی ماتریسی کوواریانس که برابر تعداد مقادیر ویژه‌ی ناصفر است که بیان‌گر کوچکترین بعد محاطی مؤثر است. اما در شرایطی که با سری‌های زمانی تجربی سر و کار داریم حضور نویز مسئله‌ای اجتناب ناپذیر است لذا در چنین شرایطی یا باید از روش‌های حذف نویز بهره جست که ممکن است سبب از بین رفتن بخشی از اطلاعات بشود. از آن جا که حضور نویز مانع از صفر شدن مقادیر ویژه می‌شود، بنابراین در چنین شرایطی مقادیر ویژه‌ی بزرگتر از یک مقدار آستانه (به نظر طراح بستگی دارد) را به عنوان بعد محاطی انتخاب می‌کنیم.

اما با توجه به مطالب عنوان شده یکی از مشکلات این روش اعمال نظرات شخصی در تعیین مقدار آستانه می‌باشد [۲۱].

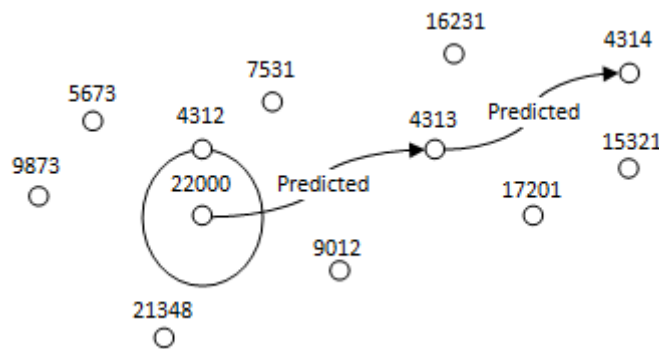
۵- ترکیب روش SVD و الگوریتم گراسبرگر و پروکاسیا: با مطالعه‌ی روش‌های گذشته که در تحقیق پیش‌رو به بخشی از آن‌ها اشاره شد مشاهده خواهیم کرد تمامی روش‌های ارایه شده برای تخمین بعد محاطی در مرحله‌ای نیاز به در نظر گرفتن یک مقدار آستانه دارند که این مقدار نیز توسط اعمال نظر شخصی تعیین می‌شود. لذا الگوریتم‌هایی برای حصول به این مقصود طراحی شده‌اند که عبارتند از FD و FDL [۲۱ و ۲۲].

۵-۱- روش همانندی یا نزدیک‌ترین همسایه:

احتمالاً ساده‌ترین روش پیش‌بینی سری‌های زمانی روش همانندی است که توسط لونز در سال ۱۹۶۳ پیشنهاد شد [۴]. دنباله‌ی کوتاه نقاط در یک سری زمانی آشوبناک، در طول سری زمانی تکرار می‌شوند و بخش‌های کوتاه و نهایی یک سری زمانی آشوبی خویشاوند قبلی نزدیکی در سری

دارد. لذا می‌توان به‌وسیله‌ی ادامه‌دادن این بخش‌های قبلی مقدار قابل توجهی از نقاط را پیش‌بینی نمود.

این روش از هندسه مدارات روی رباینده بهره می‌برد. از آن‌جا که مسیرها روی یک رباینده‌ی آشوبی معمولاً به صورت تقریباً تکراری ظاهر می‌شوند، در این روش ابتدا فضای فاز از روی سری زمانی بازسازی شده و آخرین نقطه‌ی موجود در فضای فاز بازسازی شده تعیین می‌گردد (در شکل زیر نقطه (۲۲۰۰۰).



شکل ۱-۸: روش نزدیکترین همسایه

سپس در فضای فاز جدید نزدیک‌ترین نقطه به نقطه مذکور پیدا می‌شود. با توجه به مطالب عنوان شده در بخش‌های فوق از آن‌جا که مدارات روی رباینده دارای ماهیت تقریباً تکراری هستند، لذا حداقل برای تعداد محدودی از نقاط، دنباله‌ی نقطه‌های پس از این همسایه به عنوان معیاری برای پیش‌بینی استفاده می‌شود (در شکل قبل از نقطه‌ی ۴۳۱۲ به بعد).

۱-۶- روش تقریب خطی

یکی دیگر از روش‌های پیش‌بینی سری‌های زمانی آشوبی بدست آوردن تقریبی برای نگاهت زیر است

$$Y_j + 1 = M(Y_j) \quad (1-11)$$

صورت‌های ریاضی متفاوتی می‌تواند به‌جای تابع M قرار گیرند. به عنوان مثال از آن‌جا که سیستم‌های آشوبی غیرخطی هستند می‌توان از ترکیبی از توابع غیرخطی برای تابع M استفاده شود اما به نظر می‌رسد که استفاده از این روش به دلیل وجود پیچیدگی‌های سیستم‌های غیرخطی چندان آسان نباشد. یک راه حل ساده‌تر استفاده از روش‌های خطی بجای استفاده از توابع غیرخطی می‌باشد. از آن‌جا که تحول مسیرها روی رباینده در سطحی کوچک‌تر ناشی از تحول نقاط روی رباینده است و همچنین این نقاط در فاصله‌ی نزدیکی از یکدیگر قرار دارند، لذا شاید بتوان رفتار سیستم در نزدیکی هر نقطه از رباینده را با یک نگاهت خطی تقریب زد یعنی:

$$Y_{j+1} = aY_j + b \quad (1-12)$$

که در رابطه‌ی فوق ماتریس b و a مختص هر نقطه هستند [۱۸].

مجموع تمام این نگاشت‌های خطی یک نگاشت غیرخطی را به وجود می‌آورد. به عنوان مثال در یک فضای فاز سه بعدی خواهیم داشت:

$$\begin{bmatrix} x(t_j + 1) \\ x(t_j + 1 + T) \\ x(t_j + 1 + 2T) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t_j) \\ x(t_j + T) \\ x(t_j + 2T) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix} \quad (۱۳-۱)$$

که در رابطه‌ی بالامتغیرهای a_{ij} و همچنین b_j به گونه‌ای تعیین می‌شود که مقدار کمینه‌ی تابع زیر حاصل شود.

$$f(a, b) = \sum_j \|y_{j+1} - (a \cdot y_j + b)\| \quad (۱۴-۱)$$

که در آن \sum جمع روی n همسایه‌ی نزدیک آخرین نقطه‌ای است که از آن پیش‌بینی بعدی صورت می‌گیرد. از آن جا که رفتار سیستم در نزدیکی هر نقطه به صورت خطی در نظر گرفته شده، بنابراین هر مجموعه‌ی مشخص از ضرایب b و a در ناحیه‌ی کوچکی از فضا معتبر می‌باشند. با توجه به رابطه-۱-۱۳ که در آن بعد فضای فاز سه در نظر گرفته شده است در صورتی که برای هر آخرین نقطه، n همسایه را انتخاب کنیم، پس از طی مراحل ریاضی روابط زیر برای تعیین عناصر ماتریس‌های a و b دست حاصل می‌شود.

$$\begin{aligned} a_{i1} \sum w_1 w_2 + a_{i2} \sum w_1 w_2 + a_{i3} \sum w_1 w_3 + b_i \sum w_1 \\ = \sum \dot{w}_i w_1 \\ a_{i1} \sum w_1 w_2 + a_{i2} \sum w_2 w_2 + a_{i3} \sum w_2 w_3 + b_i \sum w_2 \\ = \sum \dot{w}_i w_2 \\ a_{i1} \sum w_3 w_2 + a_{i2} \sum w_3 w_2 + a_{i3} \sum w_3 w_3 + b_i \sum w_3 \\ = \sum \dot{w}_i w_3 \\ a_{i1} \sum w_1 + a_{i2} \sum w_2 + a_{i3} \sum w_3 + b_i n = \sum \dot{w}_i \end{aligned} \quad (۱۵-۱)$$

که در آن $i = \{1, 2, 3\}$ و $\sum = \sum_{j=1}^n$ جمع روی n همسایگی نزدیک است. در روابط فوق $w_m = w(t_j + (m-1)T)$ نقاط موجود در شعاع همسایگی آخرین نقطه در دسترس در فضای فاز و $\dot{w}_m = w(t_j + 1 + (m-1)T)$ نقاط متوالی بعدی نقاط موجود در شعاع همسایگی می‌باشند.

لازم به ذکر است که جهت بهبود این روش می‌توان از تعیین ضرایب وزنی برای همسایه‌ها نیز استفاده نمود. در صورت استفاده از این روش، از فاصله‌ای به بعد، وزن‌ها شرکت چندانی در تعیین نقطه‌ی پیش‌بینی شده نخواهند کرد [۲۳].

۷-۱ - اهداف کلی پایان نامه

چنان که از عنوان پایان نامه پیداست در این پایان نامه هدف پیش‌بینی سری‌های زمانی آشوبگون در فضای فاز بازسازی^۱ شده و با استفاده از تکنیک‌های خطی و غیرخطی می باشد. محور اصلی مباحث مطرح شده در این پایان نامه، استفاده و ترکیب روش‌های گذشته و در برخی از موارد معرفی روش‌های جدید در پیش‌بینی سری‌های زمانی به منظور حصول به‌دقت مناسب در عین افق پیش‌بینی مطلوب است. زیرا مقوله‌ی افق پیش‌بینی و دقت پیش‌بینی مهم‌ترین مسائلی هستند که در پیش‌بینی سری‌های زمانی با آن‌ها مواجه هستیم. البته این دو مقوله بسته به کاربرد، معانی مختلفی نیز پیدا می‌کنند به عنوان مثال در پیش‌بینی کوتاه مدت سری‌های زمانی توجه به مقوله‌ی دقت پیش‌بینی از اهمیت بیشتری برخوردار است. لذا در این پایان نامه در پیش‌بینی کوتاه مدت نگاه خود را به مقوله‌ی دقت و در پیش‌بینی بلند مدت، تعامل میان دقت و افق پیش‌بینی معطوف داشته‌ایم. همچنین مباحث مطرح شده نیز با توجه به این دو رویکرد تدوین شده‌اند.

۸-۱ - ساختار پایان نامه

در فصل دوم به مرور کارهایی که تا کنون زمینه پیش‌بینی سری‌های زمانی آشوبی شده است خواهیم پرداخت. روش‌های پیشنهادی در فصل سوم معرفی خواهند شد. استفاده از یکی از روش‌های پیشنهادی در پیش‌بینی سری‌های زمانی زیستی قلب و HRV موضوع فصل چهارم را تشکیل می‌دهد. در فصل پنجم نیز جمع‌بندی و مقایسه‌ی روش‌های پیشنهادی پرداخته و ارائه‌ی پیشنهاداتی ارائه خواهد شد.

¹ Reconstructed Phase Space

فصل ۲ - پیشینه‌ی تحقیق

فصل ۲ - پیشینه تحقیق

بعد از گذشت چندین دهه، پیش‌بینی سری‌های زمانی آشوبی به یک مسئله‌ی عمومی که ذهن بسیاری از محققان را به خود درگیر کرده است، تبدیل شده است. همچنین نظریه‌ی آشوب به عنوان یک حوزه‌ی جدید در ریاضیات برای تحلیل سیستم‌های آشوبی و بیرون کشیدن اطلاعات پنهان در داده‌هایی که در ظاهر تصادفی به نظر می‌رسند، استفاده می‌گردد [۲۴]. از سال ۱۹۷۰ روش‌های گوناگون پیش‌بینی در حوزه‌ی زمان و فرکانس معرفی گردیدند [۲۵]. در ادامه به معرفی برخی از تلاش‌های انجام شده خواهیم پرداخت. به دلیل تنوع کارهای انجام‌شده در این زمینه اقدام به دسته‌بندی آن‌ها نموده و در ذکر تحقیقات نیز تنها به بیان کلیات پرداخته شده است.

روش‌های سنتی پیش‌بینی سری زمانی همانند روش‌های اتورگرسیو^۱ و انتقال میانگین^۲ و غیره که با تکیه بر روش‌های خطی و با دیدگاه تک مقیاس اقدام به پیش‌بینی سری‌های زمانی آشوبی نموده و بیشتر بخاطر سادگی شان مورد توجه قرار گرفته‌اند [۲۶]. اما به دلیل نگاه تک مقیاس (اسکالر) به سری‌های زمانی (سری‌های زمانی آشوبی در حوزه زمان رفتار تصادفی از خود نشان می‌دهند اما در حوزه‌ی فضای فاز دارای رفتار قطعی می‌باشند) عملاً از سوی دانشمندان و محققان کنار گذاشته شدند. زیرا بسیاری از سیستم‌های طبیعی و آشوبی در عمل رفتاری بشدت غیرخطی را از خود نشان می‌دهند. رویت چنین ویژگی در سیگنال‌های آشوبی سبب ترغیب دانشمندان به توسعه‌ی استفاده از روش‌های غیرخطی گردید. استفاده از شبکه‌های فازی بیانگر نمونه‌ای از تلاش‌های انجام شده در این زمینه است [۲۷]. اما انتخاب چنین ساختاری نیز مشکلاتی همچون روش‌های پیچیده انتخاب پارامترها را در پی دارد.

با توجه به پیچیدگی‌های خاص سیستم‌های فازی شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز به عنوان یک تقریبگر عام که نیازمند پارامترهای کمتری برای آموزش هستند مورد توجه قرار گرفتند. با توجه مزیت‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی همانند پردازش موازی، نگاشت پذیری غیرخطی و الگوریتم‌های متنوع یادگیری سبب کاربرد گسترده شبکه‌های مزبور در حوزه‌ی پیش‌بینی سری‌های زمانی آشوبناک شده است. شبکه عصبی یک تقریبگر عام برای توابع پیوسته است که قابلیت دست یابی به دقت مطلوب را در صورتی که دارای تعداد کافی نرون در لایه مخفی باشد، دارد. در حال حاضر از شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه^۳ بطور معمول برای پیش‌بینی سری‌های زمانی استفاده می‌شود [۲۸]. اما روش مذکور نیز دارای مشکلاتی همچون پایین بودن نرخ همگرایی و افتادن در نقاط مینیمم محلی می‌باشد. شبکه‌ی توابع بنیادی شعاعی^۴ نیز یکی دیگر از انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشرو است که کاربرد گسترده‌ای در پیش‌بینی سری‌های زمانی آشوبی پیدا کرده است [۲۹]. این نوع از شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای ویژگی‌هایی همانند نرخ همگرایی بالاتر، شبکه ساده‌تر و افتادن کمتر در مینیمم‌های محلی بوده که این ویژگی‌های خود را مدیون رابطه‌ی خطی میان لایه‌ی خروجی و لایه‌ی مخفی خود هستند. اما علی‌رغم

^۱ Auto regressive

^۲ Moving Average

^۳ Multi-Layer Perceptron

^۴ RBF

مزایای ذکر شده در مورد شبکه توابع بنیادی شعاعی، مشکل انتخاب تعداد نرون‌های لایه مخفی که رابطه مستقیم با قدرت تقریب‌گیری عمومی این نوع شبکه‌ها دارد، کماکان باقی است. شبکه‌های بازگشتی^۱ یکی دیگر از انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی است که بعلاوه معماری خاص شبکه، کاربرد گسترده در پیش‌بینی سری‌های زمانی آشوبی یافته است [۳۰]. وجود حافظه‌ی داخلی و فیدبک سبب ایجاد قدرت پیش‌بینی بالاتر و توانایی بیشتر در مهار دینامیک غیرخطی حاکم بر سیستم‌های آشوبی و یافتن روابط دینامیکی میان داده‌های ورودی و خروجی، نسبت به شبکه‌های عصبی سنتی شده است. از میان انواع گوناگون شبکه‌های مذکور، شبکه‌های المان^۲ کاربرد گسترده تری در این حوزه یافته‌اند. عدم نیاز به شناخت دقیق جزئیات سیستم یکی دیگر از مزایای شبکه‌های بازگشتی می باشد. بدیهی است که با فراهم آوردن اطلاعات دقیق‌تر از جزئیات سیستم مورد بررسی، شناخت ما از سیستم کاملتر شده که نتیجه‌ی آن انجام پیش‌بینی بهتر و دقیق‌تر است.

وجود ویژگی‌های برجسته تبدیل موجک در رویارویی با سیگنال‌های نایبستا و همچنین ویژگی شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی غیرخطی توابع، سبب ایجاد نوع دیگری از شبکه‌های عصبی مصنوعی تحت عنوان شبکه موجک گردید که در آنها از موجک‌ها به عنوان توابع فعال‌ساز استفاده می شود. بدیهی است که ترکیب دو روش مذکور در غالب شبکه موجک سبب ایجاد مدل کاملتری گردیده که در آن نقایص هریک از روش‌های موجک و شبکه‌ی عصبی بطور موثر جبران شده است. شبکه‌ی موجک بعلاوه فراهم نمودن توانایی تقریب‌گیری عام و همچنین آموزش سریعتر نسبت به شبکه‌های عصبی پیشروی معمولی، کاربرد گسترده‌ای در پیش‌بینی سری‌های زمانی آشوبی یافته‌اند [۳۱].

ماشین بردار پشتیبان^۳ به عنوان یک ابزار جدید رگرسیون و طبقه بندی است که بر پایه‌ی تئوری یادگیری استاتیکی^۴ که توسط وپنیک^۵ در سال ۱۹۹۵ مطرح شد، بنا نهاده شده است. کاربرد های گزارش شده در مقالات ماشین بردار پشتیبان را به عنوان یک ابزار قدرتمند تقریب تابع و طبقه بندی معرفی نموده‌اند که در زمینه پیش‌بینی سری‌های زمانی نیز کاربردهای بسیار وسیعی یافته‌اند. در سال ۱۹۹۹ نسخه اصلاح شده SVM تحت عنوان LS-SVM مطرح گردید. روش مذکور قابلیت‌های بالاتری نسبت روش متداول SVM در کشف روابط پیچیده و انجام بهتر پیش‌بینی را دارد [۳۲ و ۳۳]. حجم پایین محاسبات در عین حفظ ویژگی‌های اساسی SVM یکی دیگر از مزایای روش اصلاح شده است.

علاوه بر روش‌های عنوان شده استفاده از روش‌های مبتنی بر الگوریتم‌های تکاملی نیز کاربردهای فراوانی در این حوزه یافته‌اند. بعنوان مثال تعیین بهینه ضرایب شبکه بمنظور انجام بهتر پیش‌بینی توسط الگوریتم های بهینه سازی همانند پرندگان^۶ که امروزه به یک روش متداول تبدیل شده است [۳۴]. الگوریتم پرندگان یک روش بهینه سازی است که توسط کندی^۷ و ابره‌ه‌ارت^۸ با الهام گرفتن از حرکت

¹ Recurrent

² Elman

³ Support Vector Machine

⁴ Statistical Learning Theory

⁵ Vapnik

⁶ PSO

⁷ Kennedy

⁸ Eberhart

پرندگان و ماهی‌ها، پیشنهاد شده است. قابلیت جستجو در تمام فضای مورد بررسی و پیاده سازی آسان دو ویژگی اساسی روش مذکور می باشد.

علاوه بر روش‌های عنوان شده که مبتنی بر روش‌های هوشمند و الگوریتم‌های بهینه سازی می باشند، روش‌های مبتنی بر نظریه‌ی آشوب نیز کاربرد های فراوانی در این حوزه یافته‌اند. از سال ۱۹۸۰ که نظریه بازسازی فضای فاز توسط پاکارد^۱ مطرح شد تا به امروز بیشتر کارهای انجام شده بر اساس نظریه مذکور مطرح شده‌اند. پاکارد نشان داد که حرکت تکاملی و تدریجی تمام متغیرهای سیستم، در سری زمانی حاصل از آن به ظهور می رسند. در نتیجه یک سری زمانی شامل اطلاعات همچون تغییرات تدریجی و طولانی مدت متغیرها است. لذا با داشتن یک سری زمانی از عملکرد سیستم می توان درباره رفتار سیستم تصمیم گیری نمود. سپس تیکن^۲ نشان داده که بعد و تاخیر مناسب برای ساختن دینامیک غیرخطی در فضای فاز وجود دارد. بعد از ارائه‌ی نظریات مذکور، بازسازی فضای فاز به عنوان جز جدایی ناپذیر در پیش‌بینی سری‌های زمانی مطرح گردید که هم بصورت تنها و هم بصورت ترکیبی با روش‌های دیگر توسعه‌ی فراوانی در حوزه پیش‌بینی سری‌های زمانی آشوبی یافته‌اند [۳۵]. علیرقم کاربرهای گسترده روش مذکور در پیش‌بینی سری‌های زمانی آشوبی مشکل نبود روش عمومی بمنظور یافتن بهترین بعد و تاخیر جهت بازسازی فضای فاز، کماکان باقی بوده و یکی از بزرگترین نقایص روش مذکور محسوب می شود. روش‌های گوناگونی برای تعیین بعد جاسازی و تاخیر زمانی در مراجع پیش‌نهاد شده است که در فصل اول بطور کامل بدان پرداخته شده. اما با وجود تعدد روش‌های ذکر شده در تعیین پارامترهای بازسازی، هیچکدام از روش‌های مذکور قادر به ارائه‌ی مدل کامل و جامعی که در تمام موارد توانایی یافتن بهترین بعد و تاخیر را داشته باشد، نشده‌اند.

¹ Pakard

² Taken

فصل ۳- روش‌های پیشنهادی در
پیش‌بینی سری‌های زمانی

فصل ۳ - روش‌های پیشنهادی در پیش‌بینی سری‌های زمانی

۳-۱- مقدمه

همانطور که قبلاً عنوان گردید هدف از این پایان نامه ارائه‌ی روش‌های جدیدی در پیش‌بینی سری‌های زمانی آشوبی می‌باشد. لذا در ادامه با استفاده از دو دیدگاه کلی پیش‌بینی، کوتاه مدت و بلند مدت، روش‌های جدیدی معرفی می‌شوند. در پیش‌بینی کوتاه مدت، توسط روش فازی برخط و ترکیب آن با روش بازسازی فضای فاز اصلاح شده دو روش جدید در پیش‌بینی سری‌های زمانی معرفی می‌شود. در دیدگاه دوم نیز ابتدا به اصلاح روش نزدیک‌ترین همسایه که توسط لورنز در سال ۱۹۶۳ پیشنهاد شد، پرداخته و سپس با استفاده از ترکیب روش مذکور با روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و تبدیل موجک، سه روش جدید در پیش‌بینی بلند مدت سری‌های زمانی معرفی می‌شود. بنابراین روش‌های معرفی شده در ۶ بخش بصورت جداگانه معرفی خواهند شد. روال کار بدین شرح است که در هر بخش ابتدا روش پیشنهادی شرح داده شده و الگوریتم‌های مربوطه معرفی می‌شود. سپس نتایج حاصل از پیاده‌سازی الگوریتم‌های مذکور در پیش‌بینی سری‌های زمانی ارائه خواهند شد. جهت بررسی و اعتبار سنجی روش‌های معرفی شده، از سری‌های زمانی آشوبی روسلر و لورنز به عنوان نمونه استفاده شده است.

۳-۲- پیش‌بینی کوتاه مدت :

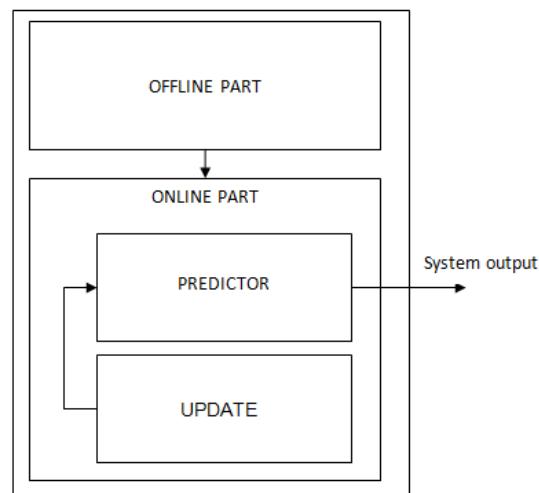
در این بخش دو روش در پیش‌بینی کوتاه مدت ارائه می‌شود. روش فازی برخط و روش فازی حافظه دار.

۳-۲-۱- روش فازی برخط :

بر اساس کارهای انجام شده در گذشته یکی از روش‌های متداول در پیش‌بینی سری‌های زمانی استفاده از روش‌های عصبی و فازی می‌باشد [۳۶]. در چنین روش‌هایی در ابتدا شبکه‌ی عصبی یا فازی به صورت غیر برخط برای یادگیری بخشی از سری زمانی یا بخشی از فضای فاز آموزش می‌بیند. پس از قطعی شدن ضرایب شبکه و انجام مرحله آموزش، از شبکه‌ی مذکور برای پیش‌بینی کوتاه مدت (اغلب تک گام) استفاده خواهد شد. از آنجا که پارامترهای شبکه به صورت غیر برخط تنظیم شده‌اند، لذا در هنگام انجام پیش‌بینی ضرایب شبکه دچار تغییر و تحوّل نشده و ثابت می‌مانند.

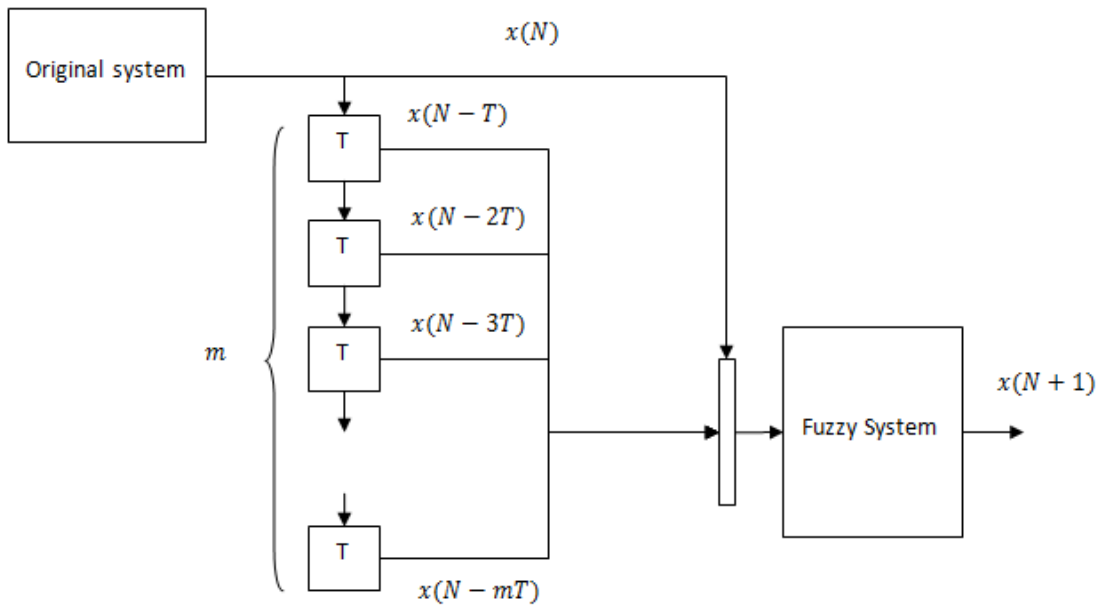
همان‌طور که می‌دانیم یکی از ویژگی‌های مهم سیستم‌های آشوبی ناپایستا بودن آن است. به این معنا که سیستم‌های آشوبی رفتار خود را حتی به صورت تقریبی نیز تکرار نمی‌کنند. وجود چنین ویژگی در سیگنال‌های آشوبی سبب ایجاد خطا در پیش‌بینی خواهد شد (اما از آنجا که پیش-

بینی به صورت تک گام انجام می‌شود خطا محدود مانده و رشد نمی‌کند). اهمیت این قضیه هنگامی آشکارتر خواهد شد که دامنه‌ی سیگنال آشوبی در مرحله‌ی تست از حداکثر دامنه‌ی به-کار رفته برای آموزش شبکه، فراتر رود. بدیهی است از آنجا که شبکه برای مواجهه با چنین سیگنالی آموزش ندیده‌است، خطای نسبتاً بزرگی در پیش‌بینی رخ می‌دهد. بنابراین روش بهتر در پیش‌بینی سری‌های زمانی (مخصوصاً هنگامی که نیازی به انجام پیش‌بینی بلند مدت احساس نمی‌شود) استفاده از روش‌های برخط به جای روش‌های غیر برخط در شناسایی دینامیک غیر-خطی حاکم بر سیستم مولد سری زمانی است که نتیجه‌ی آن نیز انجام پیش‌بینی بهتر و دقیق‌تر است.



شکل ۱-۳ : ساختار کلی سیستم مورد بررسی

ساختار کلی روش پیش‌بینی نهادی در شکل ۱-۳ مشاهده می‌شود. همانطور که در شکل نشان داده شده است، سیستم به دو بخش کلی برخط و غیر برخط تفسیم می‌شود. یک نمونه از چنین روش‌هایی روش فازی برخط با الگوریتم آموزش گرادیان می‌باشد [۳۷]. در این روش ابتدا توسط تاریخچه‌ی ای از سری زمانی که در دسترس است پارامترهای بازسازی که عبارتند از بعد جاسازی و تاخیر زمانی محاسبه می‌شوند. سپس ورودی‌ها، توسط بخش غیربرخط، به نحوی آرایش داده می‌شوند که به ازای هر خروجی تولید شده توسط سیستم اصلی بتوانند بردار متناظر با آن را در فضای فاز بازسازی شده تولید نموده و به عنوان ورودی به بخش فازی اعمال کنند. تعداد ورودی‌های سیستم فازی برابر بعد جاسازی در نظر گرفته شده و ضریبی از تاخیر زمانی در مسیر هر ورودی قرار داده شده است که عملیات مذکور توسط بخش آفلاین انجام می‌شود. نحوی آرایش ورودی‌ها توسط بخش آفلاین در شکل زیر نشان داده شده است.

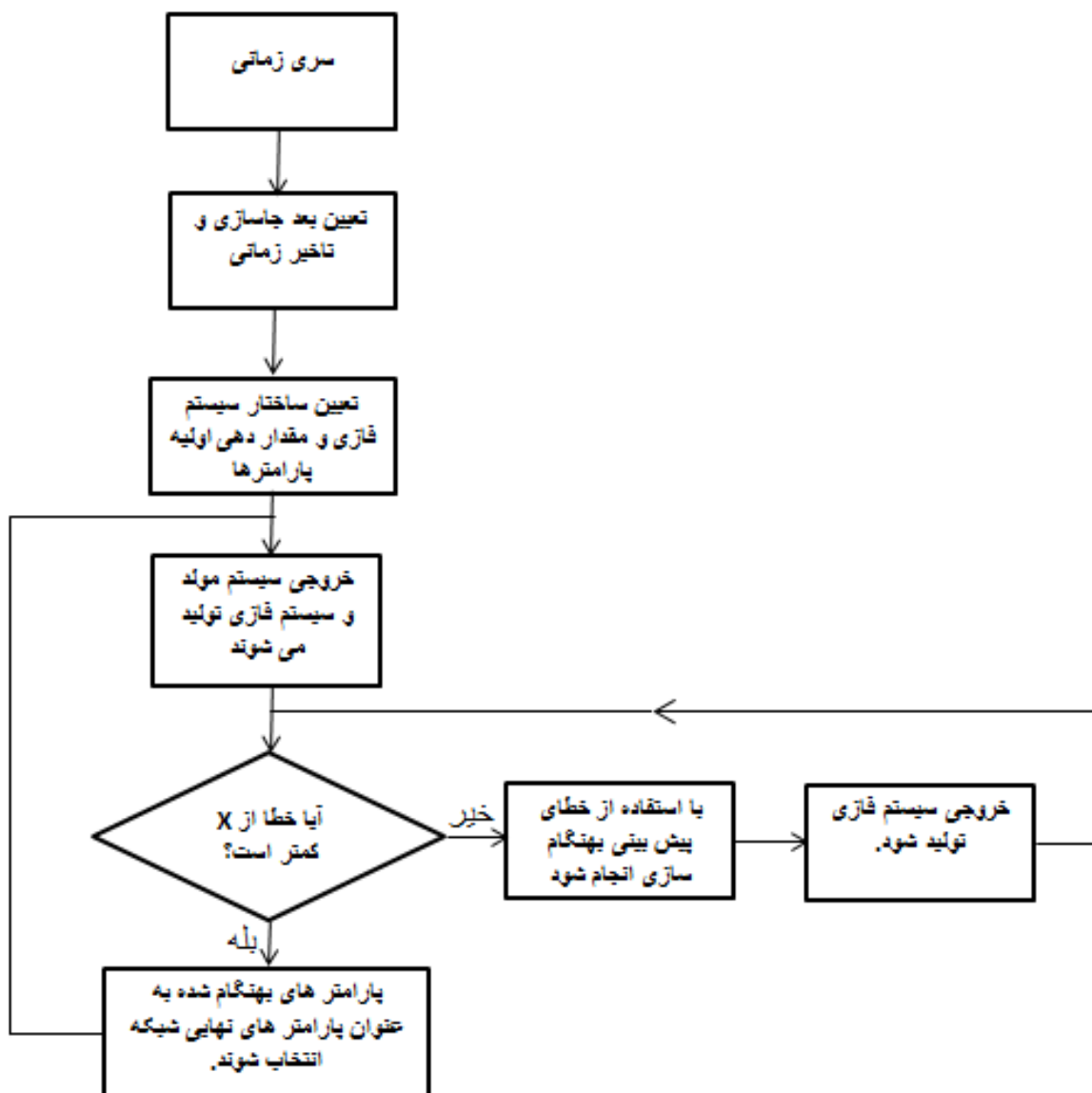


شکل ۳-۲: نحوی آرایش ورودی که که توسط بخش آفلاین انجام می شود.

سپس بخش آفلاین تا انتهای پیش بینی از چرخه‌ی فرایند کنار گذاشته شده و ادامه فرایند پیش بینی توسط بخش های فازی بهنگام ساز^۱ و پیشگو^۲ انجام می شود. در هر مرحله از پیش-بینی ابتدا توسط بخش پیشگو پیش بینی انجام می شود. سپس تا تولید خروجی سیستم اصلی سیستم در حالت انتظار قرار می گیرد. بعد از تولید خروجی اصلی (خروجی سیستم مولد سری زمانی) با استفاده از خطای پیش بینی تولید شده که به عنوان خطای اولیه به سیستم بهنگام ساز منتقل می شود، مسئله ی پیش بینی که با تولید خروجی سیستم اصلی به یک مسئله ی ردیابی تبدیل شده است، توسط سیستم بهنگام ساز حل می شود. سیستم بهنگام ساز با تکرار مرحله ی گذشته سعی در ارائه پاسخ به این سوال می نماید "که آیا موقعیت بهتری برای مراکز گروههای عضویت به منظور انجام پیش بینی بهتر وجود داشته است؟". عملیات تکرار تا انجا ادامه پیدا می کند که خطای ردیابی از حد معینی کمتر شده و یا اینکه تعداد تکرار های حلقه داخلی به یک مقدار از پیش تعیین شده برسد. سپس مراکز بهینه شده به منظور انجام پیش بینی از بخش بهنگام ساز به بخش پیشگو منتقل می شوند. آنگاه توسط مراکز گروههای عضویت جدید و موقعیت جدید خروجی ها، پیش بینی توسط بخش پیشگو انجام می شود. فلوچارت بخش فازی در شکل زیر آمده است.

¹ Update

² Predictor



شکل ۳-۳: الگوریتم بخش فازی برخط که شامل دو بخش بهنگام‌ساز و پیشگو می باشد.

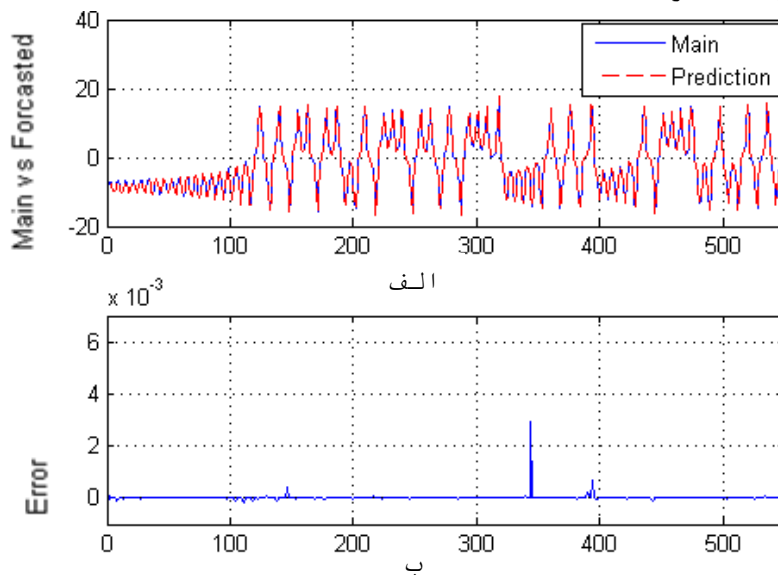
بعد از تکرار های مکرر آزمون مذکور به ازای شرایط اولیه گوناگون و سری های زمانی مختلف، مشاهده شده است که با حذف حلقه‌ی داخلی قدرت پیش‌بینی بشدت کاهش پیدا می کند، از سوی دیگر حضور آن نیز موجب کندی سیستم می گردد. لذا حصول به تعامل میان سرعت و دقت امری ضروری و انکار ناپذیر است. در این تحقیق مقدار بعد جاسازی و تاخیر زمانی برای سری زمانی لورنز برابر ۳ و ۸ و برای سری زمانی روسلر برابر ۳ و ۷ تعیین شده است. لازم به ذکر است که مقدار فرکانس نمونه برداری نیز برای هر دوسری زمانی برابر ۰/۰۱ در نظر گرفته شده است.

سیستم فازی دارای موتور استنتاج ضرب، گروه‌های عضویت گوسی، غیرفازی ساز میانگین مراکز و فازی ساز منفرد است. همچنین به ازای هر ورودی ۴ گروه عضویت در نظر گرفته شده است که در مجموع تولید ۶۴ قانون فازی را می نمایند. همچنین تعداد تکرارهای حلقه داخلی نیز برابر ۳۰ در نظر گرفته شده است که این عدد با استفاده از آزمون و خطا بدست آمده است. ساختار کلی سیستم فازی و رابطه بهنگام سازی مراکز گروه‌های عضویت خروجی بصورت زیر است:

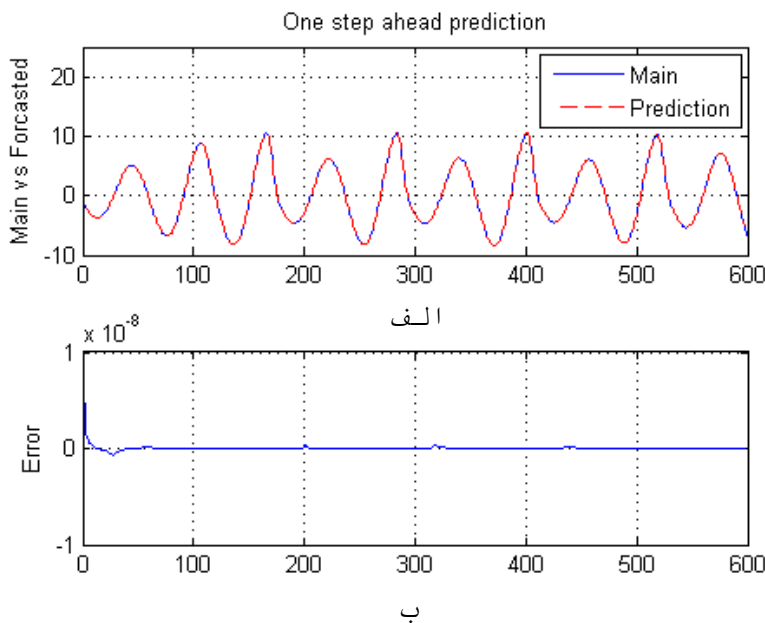
$$f(x) = \frac{\sum_{l=1}^M y^{-l} (\prod_{i=1}^D \exp(-(\frac{x_i - x_i^l}{\sigma_i^{-1}})^2))}{\sum_{l=1}^M (\prod_{i=1}^D \exp(-(\frac{x_i - x_i^l}{\sigma_i^{-1}})^2))} \quad (1-3)$$

$$y^{-l}(q+1) = y^{-l}(q) - \alpha \left. \frac{\partial e}{\partial y^{-l}} \right|_q \quad (2-3)$$

نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌ها:



شکل ۳-۴: پیش بینی تک گام سری زمانی لورنز توسط روش فازی برخط-الف: سری زمانی اصلی و پیش بینی شده ب: خطا



شکل ۳-۵: پیش بینی تک گام سری زمانی روسلر توسط روش فازی برخط-الف: سری زمانی اصلی و پیش بینی شده ب: خطا

همانطور که مشاهده می شود نتایج حاصل از پیش‌بینی بیانگر توانایی روش فازی برخط در پیش‌بینی کوتاه مدت سری زمانی می باشد.

خطای پیش‌بینی سیستم روسلر همانطور که از قبل هم انتظار می رفت از خطای پیش‌بینی سیستم لورنز کمتر است. با توجه به دو عامل غیرخطی در معادله سری زمانی لورنز، آشوبی تر بودن سری زمانی لورنز نسبت به سری زمانی روسلر را می توان از مهمترین دلیل این امر برشمرد. بمنظور مقایسه‌ی بهتر، پیش-بینی سری زمانی روسلر توسط روش پرسپترون چندلایه نیز انجام شد که نتایج آن براساس سه معیار خطا محاسبه و در جدول ۳-۱ نشان داده شده است.

جدول ۳-۱ مقایسه میان نتایج پیش‌بینی تک‌گام سری زمانی لورنز توسط روش فازی برخط و دو روش مبتنی بر شبکه عصبی

Method	MSE	RMSE	NMSE
Online Fuzzy Method	1.65E-9	4.06E-5	2.72E-11
MLP-LM	2.28E-5	4.8E-3	1.07E-4
Elman-NARX [38]	1.17E-8	1.08E-4	1.98E-10

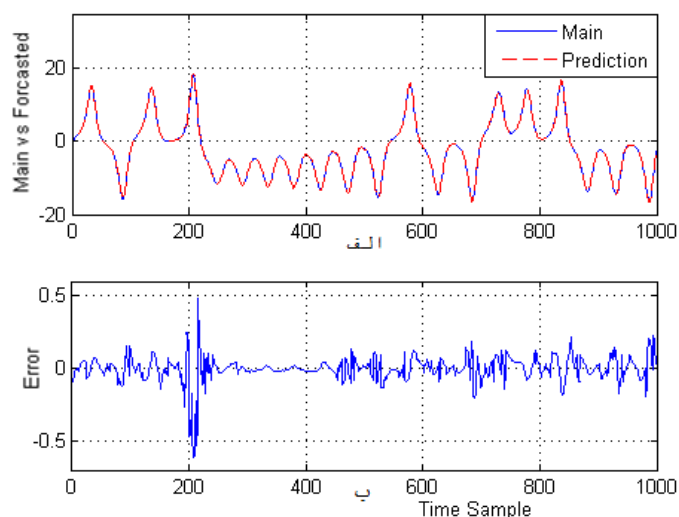
بمنظور مقایسه‌ی بهتر، روش پیشنهادی، با یکی دیگر از روش‌های ارائه شده در مقالات مقایسه گردید که نتایج آن نیز در جدول فوق آمده است. نتایج ارائه شده در جدول ۳-۱ بیانگر برتری روش فازی حافظه‌دار برخط نسبت به دو روش دیگر است.

۳-۲-۲- روش فازی حافظه‌دار :

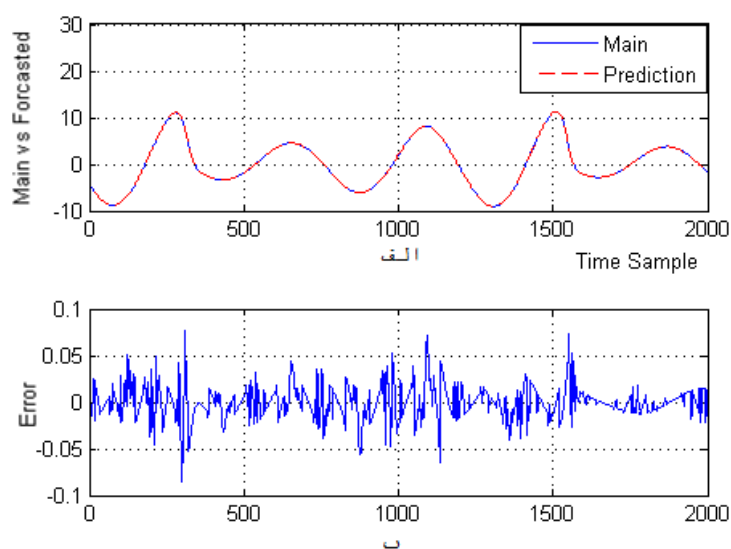
همان‌طور که در بخش قبل به آن اشاره شد روش‌های فازی از جمله روش‌های موفق در پیش‌بینی تک‌گام می باشند. سیستم‌های فازی به‌عنوان ابزاری قدرتمند در شناسایی و کشف روابط پیچیده‌ی حاکم بر سیستم‌های دینامیکی غیرخطی، کاربرد فراوانی در این حوزه یافته‌اند. لذا در روش دوم پیشنهادی با توجه به قابلیت مذکور سیستم فازی در مهار دینامیک غیرخطی، از ترکیب آن با روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده به منظور انجام سریعتر پیش‌بینی استفاده شده است. در این روش ابتدا فضای فاز سری زمانی توسط پارامترهای بازسازی ساخته خواهد شد. در مرحله‌ی بعد ساختار سیستم فازی که عبارتند از مراکز گروه‌های عضویت و شکل گروه‌های عضویت و ... تعیین می‌شود. آموزش سیستم فازی در این مرحله شبیه روش‌های استاندارد گرادیان است. بدین ترتیب که بردار آموزش شامل نقاط جاذب به عنوان ورودی و نقاط بعدی (پیش‌بینی) به عنوان خروجی است. به ازای هر بردار ورودی-خروجی شبکه‌ی فازی به‌منظور یادگیری الگوی مورد نظر آموزش می‌بیند. یعنی مراکز گروه‌های عضویت به منظور یادگیری الگوی مورد نظر آن قدر تغییر داده می‌شوند تا خطای شناسایی از حدّ معینی که از پیش تعیین شده است، کمتر شود. سپس مراکز مذکور پس از تعیین نهایی در هر مرحله (به ازای هر الگو) در یک حافظه ذخیره خواهند شد. بدین ترتیب شبکه به ازای کلّ فضای بازسازی شده، آموزش دیده و وزن‌ها نیز در یک حافظه‌ی جانبی ذخیره می‌گردند. در فاز پیش‌بینی با ورود هر نقطه جدید، نقطه‌ای که نزدیکترین فاصله‌ی اقلیدسی به آن را دارد از فضای فاز بازسازی شده تعیین و ضرایب متناظر با آن نیز از

حافظه‌ی جانبی استخراج می‌شود. سپس با استفاده از ضرایب استخراجی و نقطه‌ی جدید ورودی، پیش-بینی لحظه‌ی بعد توسط سیستم فازی انجام می‌شود. الگوریتم فوق به‌طور خلاصه به صورت زیر بیان می‌گردد. مرحله ۱ الی ۵ و ۶ الی ۹ به ترتیب فاز آموزش و آزمون می‌باشند.

- ۱- تعیین پارامترهای بازسازی و ساختن فضای فاز از روی سری زمانی
 - ۲- تعیین ساختار سیستم فازی- عبارتند از مراکز گروه‌های عضویت و تعداد آن‌ها و همچنین تعداد ورودی‌ها و خروجی‌ها
 - ۳- تعیین ماتریس آموزشی که متشکل از نقاط در فضای فاز بازسازی شده به عنوان ورودی و مقدار سری زمانی در گام بعدی در فضای اصلی به عنوان خروجی
 - ۴- آموزش سیستم فازی به ازای تمام الگوهای مرحله‌ی چهارم به این ترتیب به هر الگو به-صورت مستقل از سایر الگوها نگریسته شود. به عبارت دیگر در شروع هر مرحله از آموزش وزن‌ها در ابتدا به صورت تصادفی توزیع و در نهایت طوری تنظیم شوند که تنها آن الگوی خاص را به خوبی یاد بگیرند.
 - ۵- ذخیره‌سازی وزن‌ها به ازای هر مرحله از آموزش و تشکیل ماتریس وزن‌ها یا همان حافظه‌ی جانبی
در فاز آزمون با ورود هر نقطه جدید
 - ۶- نزدیکترین نقطه به آن نقطه از فضای آموزش (بخش ورودی ماتریس مرحله‌ی ۳) تعیین شود.
 - ۷- وزن‌های متناظر همسایه‌ی یافت شده در مرحله‌ی ۶ پیدا شوند (وزن‌های متناظر از حافظه‌ی جانبی مرحله‌ی ۵ پیدا شوند).
 - ۸- توسط وزن‌های استخراج شده در مرحله‌ی ۷ و ورودی جدید، پیش‌بینی توسط سیستم فازی انجام شود.
 - ۹- اتمام عملیات و انتظار تا ورود نقطه‌ی جدید بعدی.
- سیستم فازی بکار رفته در شبیه‌سازی‌ها دارای موتور استنتاج ضرب، گروه‌های عضویت گوسی، غیرفازی ساز میانگین مراکز و فازی ساز منفرد است. همچنین به ازای هر ورودی ۴ گروه عضویت در نظر گرفته شده است که در مجموع تولید ۶۴ قانون فازی را می‌نمایند. ساختار کلی سیستم فازی و روابط بهنگام سازی مطابق با روابط ۱-۳ و ۲-۳ می‌باشد که بمنظور رعایت اختصار و خلاصه گویی از ذکر رابطه آن پرهیز شده است.
- روش پیشنهادی در پیش‌بینی سری‌های زمانی روسلر و لورنز به کار گرفته شد. نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌ها در شکل‌های ۳-۶ و ۳-۷ آمده است.



شکل ۳-۶: پیش بینی تک گام سری زمانی لورنز توسط روش فازی حافظه دار- الف: سری زمانی اصلی و پیش بینی شده
ب: خطا



شکل ۳-۷: پیش بینی تک گام سری زمانی روسلر توسط روش فازی حافظه دار- الف: سری زمانی اصلی و پیش بینی شده
ب: خطا

با توجه به اینکه آموزش سیستم در این حالت در حالت غیر برخط انجام شده و وزن های ذخیره شده در حافظه ی همراه نیز بعد از اتمام فاز آموزش، دیگر تغییر داده نمی شوند، لذا همانطور که انتظار می رفت روش فازی برخط نسبت به روش فازی حافظه دار نتایج بهتری را ارائه نموده است.

جدول ۳-۲ مقایسه خطای حاصل از پیش بینی سری زمانی لورنز میان روش فازی حافظه دار و سه روش مبتنی بر شبکه عصبی

Method	MSE	RMSE	NMSE
Memorized Fuzzy Method	2.87E-4	1.6E-2	1.10E-5
MLP-Gradient	1.3E-2	1.17E-1	4.91E-4
RBF[39]	1.13E-3	---	---
RBF- GA[40]	---	2.5E-2	---

شبيه سازى مشابهى روى داده هاى مشابه توسط روش پرسپترون چندلايه انجام شد كه نتايج آن در جدول ۲-۳ ارائه شده است. همچنين بمنظور مقايسه ي بهتر، روش پيشنهاده، با دو نمونه از روش-هاى ارائه شده در مقالات مقايسه گرديد كه نتايج آن نيز در جدول فوق آمده است. نتايج ارائه شده در جدول ۲-۳ بيانگر برترى روش فازى حافظه دار نسبت به دو روش ديگر است. همانطور كه از قبل انتظار مى رفت نتايج ارائه شده در دو بخش گذشته گوياي برترى روش فازى برخط نسبت به روش فازى حافظه دار است. دليل اين امر را نيز مى توان در انعطاف پذيرى روش برخط نسبت به تغييرات ناگهاني و نايستايى سيگنال آشوبى دانست.

۳-۳- پيش بينى بلند مدت :

پيش بينى بلند مدت و دقيق سرى هاى زمانى آشوبى همواره به عنوان يك روياي دست نيافتنى از سوى دانشمندان و محققان مورد توجه قرار داشته است. تا كنون روش هاى گوناگونى براى پيش-بيني بلند مدت ارائه شده است كه متاسفانه تمامى روش هاى مذكور به دلایلى همچون: عدم همبستگى ميان حالات آشوبناك (در صورت بازسازى غلط فضاى فاز)، وابستگى شديد به نقطه اى كه پيش بينى از آن نقطه انجام مى شود، نبود روش هاى قطعى در تعيين دقيق بعد جاسازى و تاخير زمانى و همچنين خاصيت نايستايى سيگنال هاى آشوبى با مشكل محدوديت افق پيش بينى مواجه بوده و نتوانسته اند به افق هاى پيش بينى بسيار بلندی دست پيدا كنند. در اين ميان روش-هاى نظير نزديكترين همسايه (همانندى)، تقريب خطى و روش هاى مبتنى بر شبكه هاى چند ورودى و چند خروجى به عنوان موفق ترين روش ها در اين حوزه مطرح شده اند. از ميان روش-هاى مذكور نيز روش تقريب خطى پيش از دو روش ديگر مورد توجه محققان قرار گرفته است. روش هاى نزديكترين همسايه و شبكه هاى چند ورودى و چند خروجى نيز به دليل وابستگى به تعداد نقط موجود در فضاى فاز و نقطه اى پيش بينى از آن شروع مى شود و حجم محاسبات در صورت افزايش افق پيش بينى با اقبال كمترى مواجه شده اند.

۳-۳-۱- روش نزديكترين همسايه اصلاح شده :

همان طور كه در فصل ۱ عنوان شد، ساده ترين روش در پيش بينى بلندمدت سرى هاى زمانى در سال ۱۹۶۳ توسط لورنز پيشنهاده شد. روش مذكور بر مبناي خاصيت خودهمانندى يك رباينده ي آشوبى در فضاى فاز پيشنهاده شده است. در سال ۱۹۹۳ كوستليچ و لاتروپ [۴۱] نشان دادند كه روش مذكور در صورتى كه بعد رباينده كوچك باشد و همچنين رباينده شامل تعداد زيادى نقطه باشد به خوبى عمل مى كند. علاوه بر محدوديت هاى عنوان شده توسط كوستليچ و لاتروپ، وابستگى بسيار شديد به تعيين دقيق پارامترهاى بازسازى و همچنين حساسيت شديد به نقطه اى كه از آن پيش بينى آغاز مى شود، را نيز مى توان از ديگر محدوديت هاى روش همانندى (نزديكترين

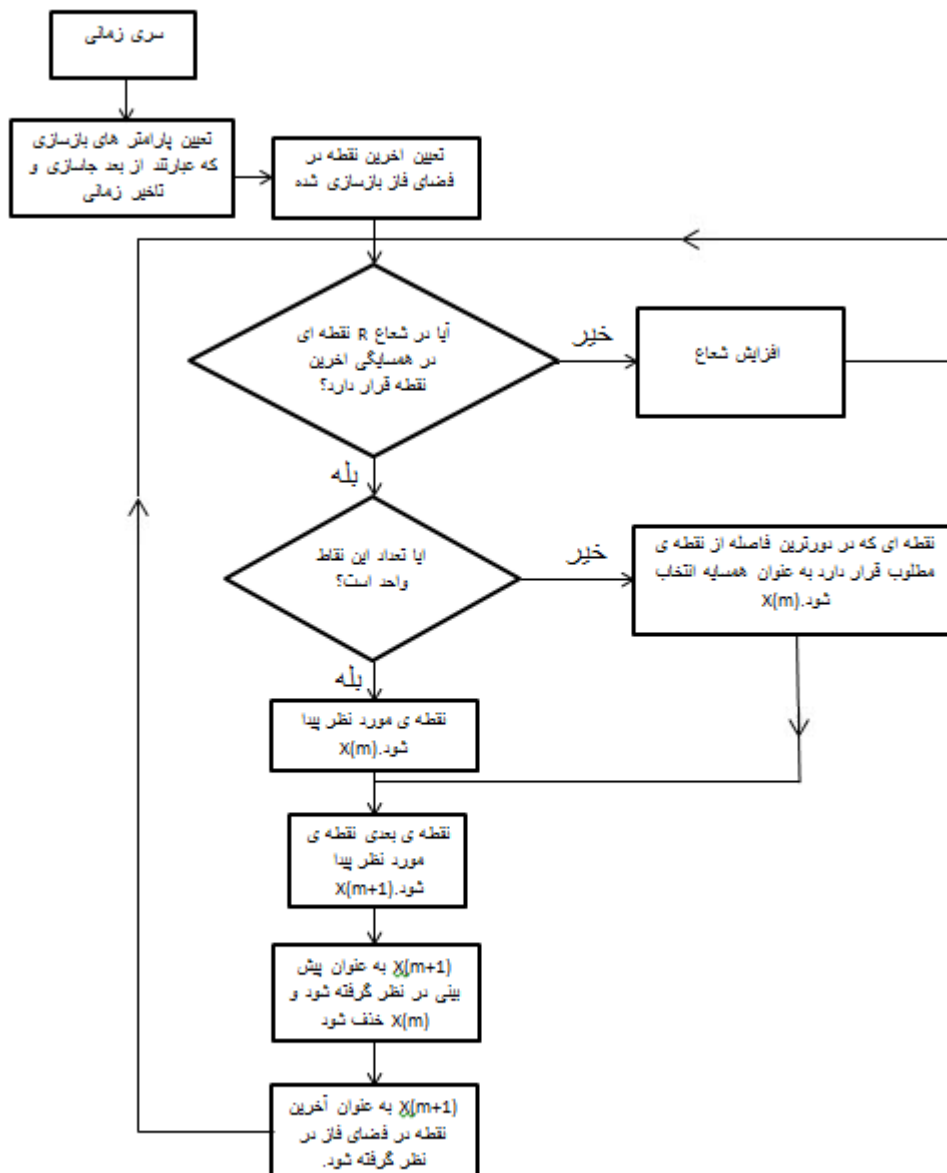
همسایه) دانست. با اندکی تغییرات در الگوریتم مذکور مشاهده می‌شود که نتایج حاصل از پیش-بینی‌ها به طور قابل ملاحظه‌ای بهبود پیدا می‌کند. لذا در این مرحله به اصلاح روش نزدیکترین همسایه تحت عنوان روش نزدیکترین همسایه‌ی اصلاح شده می‌پردازیم.

در این روش پس از تعیین آخرین نقطه در فضای فاز $x(N)$ ، نزدیکترین همسایه به آن پیدا می‌شود $x(M)$. سپس نقطه‌ی بعد نزدیکترین همسایه، $x(M+1)$ ، به عنوان نقطه‌ی جدید پیش‌بینی انتخاب می‌شود.

در مرحله‌ی بعد نقطه‌ی حاصل از پیش‌بینی مرحله‌ی قبل، $x(M+1)$ ، به عنوان آخرین نقطه در فضای فاز در نظر گرفته شده و نزدیکترین نقطه به آن پیدا می‌شود، $x(k)$ ، سپس نقطه- $x(K+1)$ به عنوان پیش‌بینی در گام بعدی منظور می‌گردد و این روال به همین صورت ادامه می‌یابد.

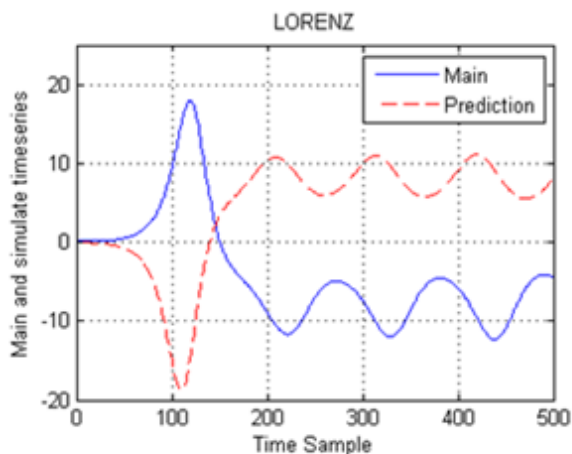
جستجوی مرحله به مرحله برای یافتن نزدیکترین همسایه و انتخاب دورترین همسایه به عنوان برنده (نقطه‌ی بعدی پیش‌بینی)، در شرایط حضور چندین همسایه در شعاع همسایگی، عمده‌ترین تفاوت میان روش اصلاح شده و روش اصلی می‌باشد (در روش معمولی جستجو برای یافتن نزدیکترین همسایه تنها در گام اول انجام شده و دنباله‌ی نقاط بعد از آن به عنوان پیش‌بینی‌های بعدی در نظر گرفته می‌شود).

الگوریتم روش مذکور عبارت است از:

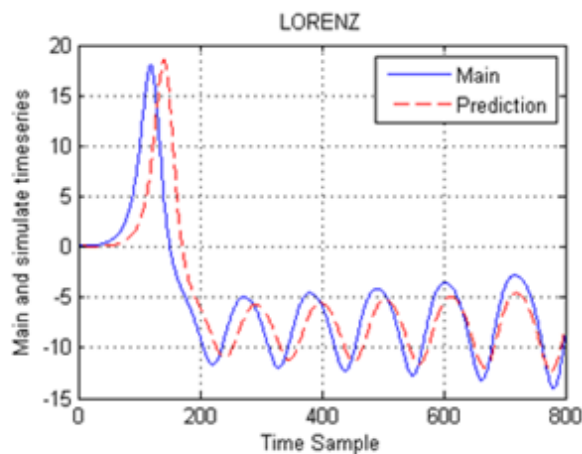


شکل ۳-۸: الگوریتم روش نزدیکترین همسایه ی اصلاح شده

البته روش همانندی به علت وابستگی شدید به نقطه‌ای که پیش‌بینی از آن آغاز می‌شود چندان مؤثر نمی‌باشد. این عیب در روش اصلاح شده با افزودن قید جستجوی نزدیکترین نقطه در هر مرحله از پیش‌بینی، به‌طور مؤثر جبران شده‌است. همچنین نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌ها حاکی از وابستگی کمتر روش اصلاح شده به تعیین دقیق پارامترهای بازسازی در مقایسه با روش تقریب خطی که در فصل دوم به آن اشاره شد و همچنین روش نزدیکترین همسایه‌ی متداول است. لازم به ذکر است که در روش تقریب خطی، دینامیک غیرخطی، با نگاشت خطی تقریب زده می‌شود در حالی که در روش نزدیکترین همسایه‌ی اصلاح شده غیرخطی بودن سیستم به‌طور طیفی لحاظ می‌شود. نتایج پیش‌بینی توسط روش مذکور در ادامه آمده است.

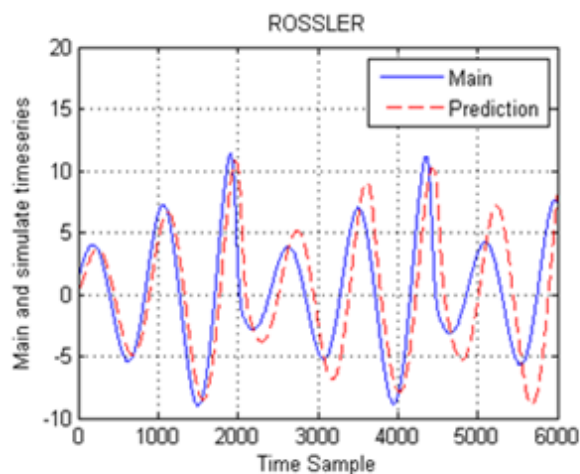


ب

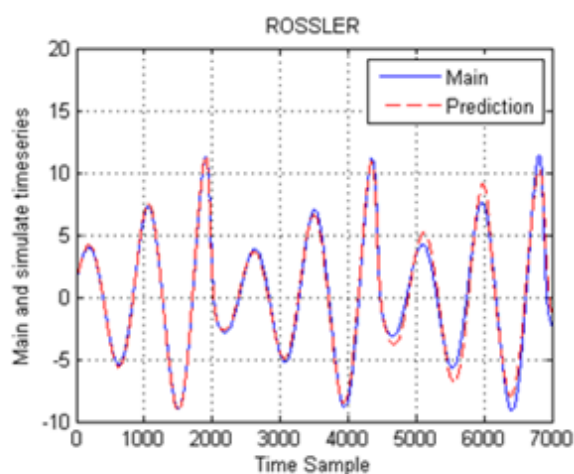


الف

شکل ۳-۹: پیش بینی بلند مدت سری زمانی لورنز در شرایطی که تعداد نقاط جاذب بسیار کم انتخاب شده باشد. الف - پیش بینی سری به روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده. ب - پیش بینی توسط روش استاندارد.



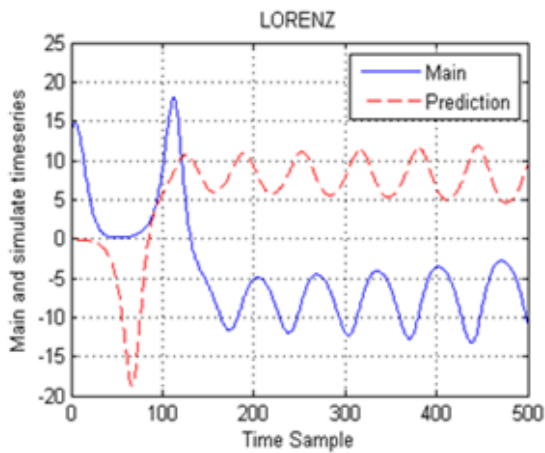
ب



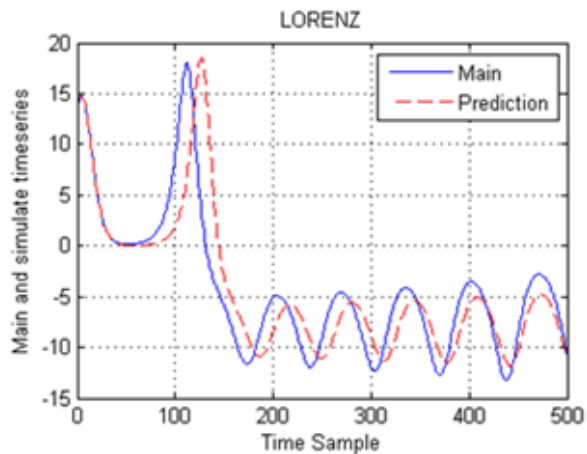
الف

شکل ۳-۱۰: پیش بینی بلند مدت سری زمانی روسلر در شرایطی که تعداد نقاط جاذب بسیار کم انتخاب شده باشد. الف - پیش بینی سری به روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده. ب - پیش بینی توسط روش استاندارد.

همانطور که قبلاً نیز به آن اشاره شد حساسیت کمتر به تعداد نقاط جاذب و تعیین دقیق پارامترهای بازسازی را می توان دو نمونه از ویژگی های مهم این روش برشمرد. ویژگی اول این روش در اشکال ۳-۹ و ۳-۱۰ نشان داده شد. در ادامه وابستگی کمتر روش مذکور را نسبت به تعیین دقیق پارامترهای بازسازی نشان داده خواهد شد. به منظور حصول به شرایط بازسازی غلط فضای فاز، بعد جاسازی برای هر دو سری زمانی آشوبی روسلر و لورنز به غلط برابر ۲ در نظر گرفته شده است.

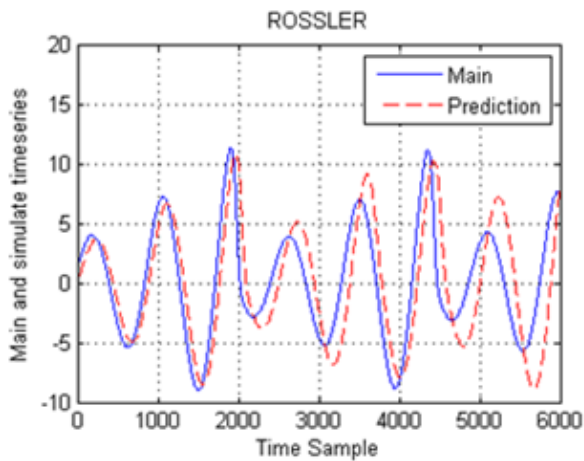


ب

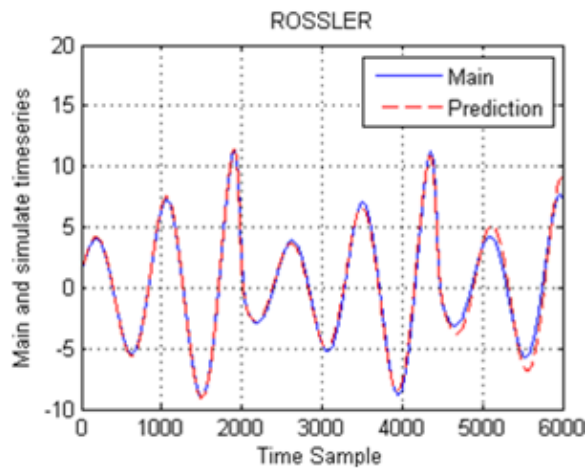


الف

شکل ۳-۱۱: پیش بینی بلند مدت سری زمانی آشوبی لورنز در شرایط بازسازی غلط فضای فاز. الف- روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده. ب- روش استاندارد.



ب



الف

شکل ۳-۱۲: پیش بینی بلند مدت سری زمانی آشوبی روسلر در شرایط بازسازی غلط فضای فاز. الف- روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده. ب- روش استاندارد.

همانطور در شکل ۳-۱۱ و ۳-۱۲ مشاهده شد روش متداول در شرایط بازسازی غلط فضای فاز دچار اشتباه شده و مسیری غیر از مسیر اصلی را پیش‌بینی خواهد نمود. بنابراین بعد از انجام آزمایشات متعدد، چنین به نظر می‌رسد که روش نزدیکترین همسایه‌ی اصلاح شده در مقایسه‌ی با روش نزدیکترین همسایه‌ی معمولی دارای توانایی بیشتری در مهار دینامیک غیرخطی حاکم بر معادلات آشوبی و انجام پیش‌بینی موفق، حتی در صورت تعیین غلط پارامترهای بازسازی، است.

۳-۳-۲- روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده با کمک روش عصبی:

تحقیقات انجام شده در سال‌های اخیر، شبکه‌ی عصبی را به‌عنوان ابزاری قدرتمند در مدل‌سازی و پیش‌بینی سیستم‌های غیرخطی پیچیده مطرح کرده است. هر چند استفاده از ابزار شبکه‌ی عصبی در پیش‌بینی سری‌های زمانی مؤثر و کارا است، اما در پیش‌بینی بلندمدت، به‌تنهایی، قادر به پیش‌بینی و مدل‌سازی سری زمانی نمی‌باشد. یکی از مهم‌ترین دلایل این عدم موفقیت، همان‌طور که در مورد سیستم فازی نیز عنوان گردید، افزایش خطا در هر مرحله از انجام پیش‌بینی است. عبارت دیگر اگر پیش‌بینی انجام شده توسط شبکه‌ی عصبی به سیستم فیدبک شده و ملاک انجام پیش‌بینی در لحظه‌ی بعد قرار گیرد (یعنی سیستم بصورت وابسته به خود عمل کرده و مستقل از سیستم اصلی باشد)، خطای پیش‌بینی در هر گام افزایش پیدا می‌کند بطوریکه بعد از چند گام خروجی شبکه رفتاری کاملاً متفاوت از خروجی سیستم اصلی را از خود نشان می‌دهد. لذا استفاده از ایده‌ی ترکیب روش نزدیکترین همسایه‌ی اصلاح شده و شبکه‌ی عصبی، نسبت به استفاده‌ی تنها از روش‌های عصبی و فازی منطقی‌تر به نظر می‌رسد.

مشخصات شبکه عصبی بکار رفته در این بخش عبارتند از: پرسپترون چند لایه با ۱۵ نرون در لایه مخفی، سه ورودی و یک خروجی، توابع tansig در لایه مخفی و تابع purelin در لایه‌ی خروجی، الگوریتم آموزش لونیگ-مارکوارد [۴۲]، و تعداد تکرار ۱۵۰۰ برای آموزش هر الگو. رابطه بهنگام سازی پارامترها نیز در روابط ۳-۳ الی ۳-۶ آمده است.

$$w_{K+1} = w_K - (J_K^T J_K - \mu I)^{-1} J_K \quad (3-3)$$

$$J_K = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_{11}}{\partial w_1} & \frac{\partial e_{11}}{\partial w_2} & \frac{\partial e_{11}}{\partial w_N} \\ \frac{\partial e_{12}}{\partial w_1} & \frac{\partial e_{12}}{\partial w_2} & \frac{\partial e_{12}}{\partial w_N} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial e_{1M}}{\partial w_1} & \frac{\partial e_{1M}}{\partial w_2} & \frac{\partial e_{1M}}{\partial w_N} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial e_{P1}}{\partial w_1} & \frac{\partial e_{P1}}{\partial w_2} & \frac{\partial e_{P1}}{\partial w_N} \\ \frac{\partial e_{P2}}{\partial w_1} & \frac{\partial e_{P2}}{\partial w_2} & \frac{\partial e_{P2}}{\partial w_N} \\ \frac{\partial e_{PM}}{\partial w_1} & \frac{\partial e_{PM}}{\partial w_2} & \frac{\partial e_{PM}}{\partial w_N} \end{bmatrix} \quad (4-3)$$

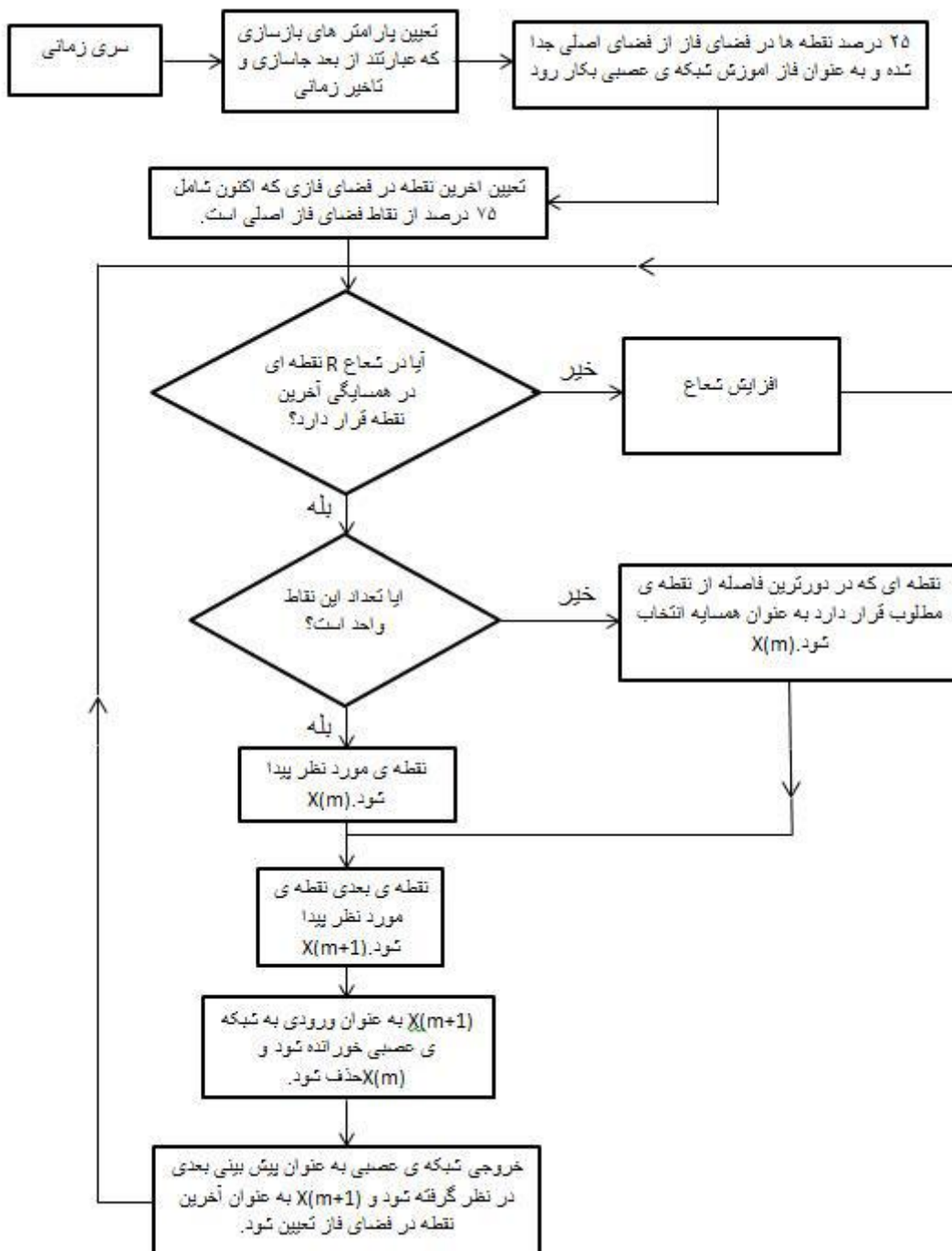
$$e_K = \begin{bmatrix} e_{11} \\ e_{12} \\ \vdots \\ e_{1M} \\ \vdots \\ e_{P1} \\ e_{P2} \\ \vdots \\ e_{PM} \end{bmatrix} \quad (5-3)$$

$$e_{PM} = d_{PM} - O_{PM} \quad (6-3)$$

حروف و اندیس‌ها در روابط فوق عبارتند از :

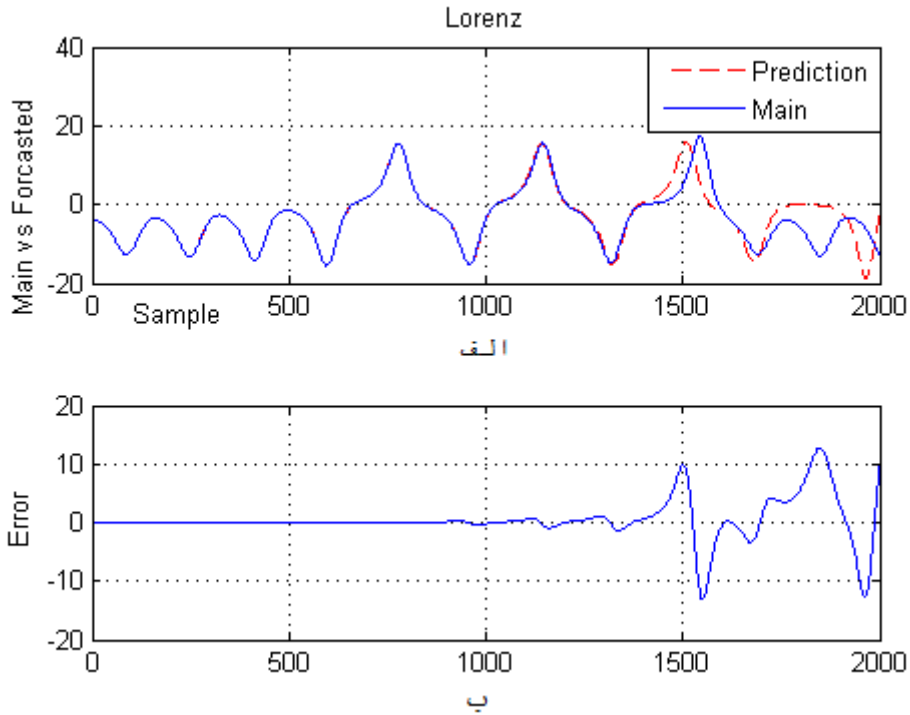
P	شماره الگو
M	تعداد خروجی‌ها
K	تعداد تکرارهای آموزش
N	تعداد وزن‌ها
μ	یک عدد بسیار کوچک و نزدیک صفر
I	ماتریس همانی
d_{PM}	خروجی مطلوب
O_{PM}	خروجی شبکه
e_{PM}	خطای آموزش نسبت به خروجی M هنگامی که الگوی P استفاده می‌شود.
J_K	ماتریس ژاکوبین

الگوریتم روش پیشنهادی به صورت زیر است:

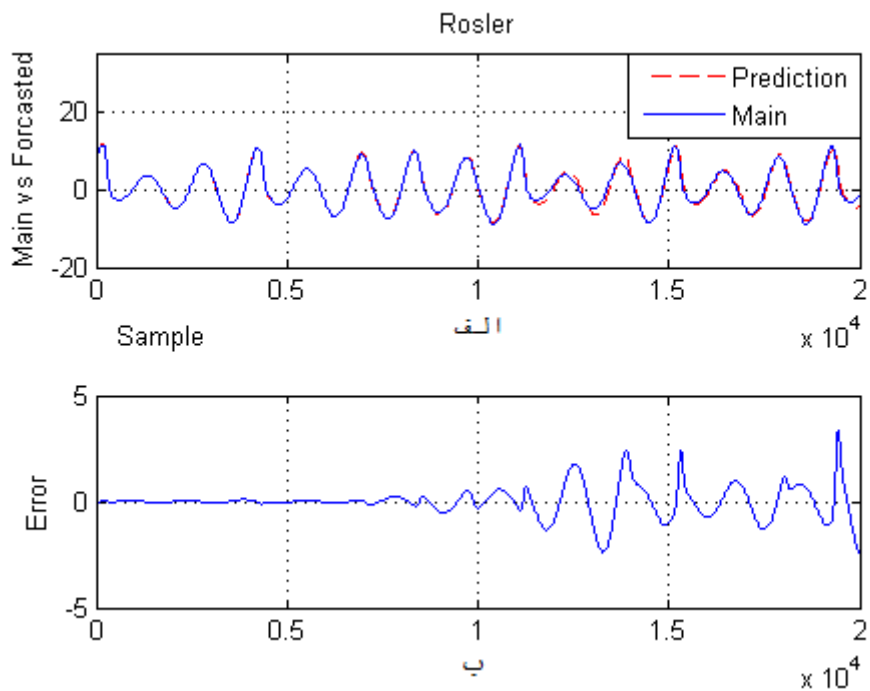


شکل ۳-۱۳: الگوریتم روش نزدیکترین همسایه و روش عصبی

نتایج حاصل از شبیه سازی ها:



شکل ۳-۱۴: پیش بینی بلند مدت سری زمانی آشوبی لورنز توسط روش نزدیکترین همسایه ی اصلاح شده به همراه شبکه ی عصبی- الف: سری زمانی اصلی و پیش بینی شده ب: خطا



شکل ۳-۱۵: پیش بینی بلند مدت سری زمانی آشوبی روسلر که توسط روش نزدیکترین همسایه ی اصلاح شده به همراه روش شبکه ی عصبی- الف: سری زمانی اصلی و پیش بینی شده ب: خطا

نتایج حاصل از شبیه سازی ها نشان دهنده توانایی روش پیشنهادی در مدل سازی دینامیک مولد سری زمانی آشوبی است.

جدول ۳-۳ مقایسه میان خطای پیش‌بینی بلند مدت (۷۰۰ نقطه) سری زمانی روسلر توسط دو روش تقریب خطی و نزدیکترین همسایه اصلاح شده به کمک شبکه عصبی

Method	MSE	RMSE	NMSE
Proposed method	.02	.15	1E-3
Linear Approximation	12.7	3.56	6.6E-1

یکی از مهمترین مزیت های روش پیشنهادی نسبت به روش تقریب خطی استفاده از دو روش توانمند بازسازی فضای فاز و شبکه‌ی عصبی بمنظور مدل‌سازی غیرخطی حرکت سیستم می باشد درحالیکه در روش تقریب خطی عملکرد آینده‌ی سیستم با توجه به نحوی حرکت همسایه‌های مجاور، بصورت خطی تقریب زده شده است. استفاده از تکنیک بازسازی فضای فاز و همچنین عملکرد غیرخطی شبکه‌ی عصبی، مدل غیرخطی بهتر و کامل تری از سیستم مولد سری زمانی پیشنهاد می کند. نتایج ارائه شده در جدول ۳-۳ نیز موید برتری روش پیشنهادی نسبت به روش تقریب خطی می باشد. شبیه سازی مشابهی همانند شبیه سازی فوق بر روی سری زمانی لورنز نیز انجام گرفت که نتایج آن نیز موید این ادعا است. لذا بنابر خلاصه گویی از ارائه‌ی نتایج آن خودداری نموده و فقط به ارائه‌ی نتایج پیش‌بینی روسلر اکتفا نمودیم.

۳-۳-۳- روش تقریب غیرخطی

یکی از روش‌های رایج شده در فصل اول تقریب خطی نام داشت که عمل تقریب یک تابع غیرخطی را توسط یک تابع خطی به‌طور محلی در فضای فاز بازسازی شده انجام می‌داد. در برخی از مراجع مثال‌هایی عنوان شده‌است که روش مذکور حتی در مقابل ساده ترین روش پیش‌بینی بلند مدت، یعنی روش نزدیکترین همسایه که لورنز در سال ۱۹۶۳ ارائه نمود، عملکرد ضعیف‌تری دارد [۴]. شاید یکی از مهم‌ترین دلایل این عدم موفقیت را بتوان در ایده‌ی اصلی این روش یعنی، تقریب یک تابع غیرخطی موضعی توسط یک تابع خطی موضعی، دانست. لذا یک روش بهتر قرار دادن یک تابع غیرخطی به جای تابع خطی در الگوریتم فوق است. روال فوق به-طور خلاصه در قالب مراحل زیر عنوان می شود:

۱- تعیین پارامترهای بازسازی سری زمانی و همچنین بازسازی فضای فاز

۲- تعیین آخرین نقطه در فضای فاز

۳- تعیین ۲ همسایگی نزدیک آخرین نقطه $x(m)$

۴- تعیین نقاط بعدی ۲ همسایگی مرحله‌ی ۳ $x(m+1)$

۵- آموزش این نقاط به شبکه‌ی عصبی، بردار ورودی متشکل از $x(m)$ ها به‌عنوان ورودی

و $x(m+1)$ ها به‌عنوان خروجی

۶- با استفاده از آخرین نقطه و شبکه‌ی عصبی آموزش دیده در مرحله‌ی ۵، نقطه‌ی بعدی

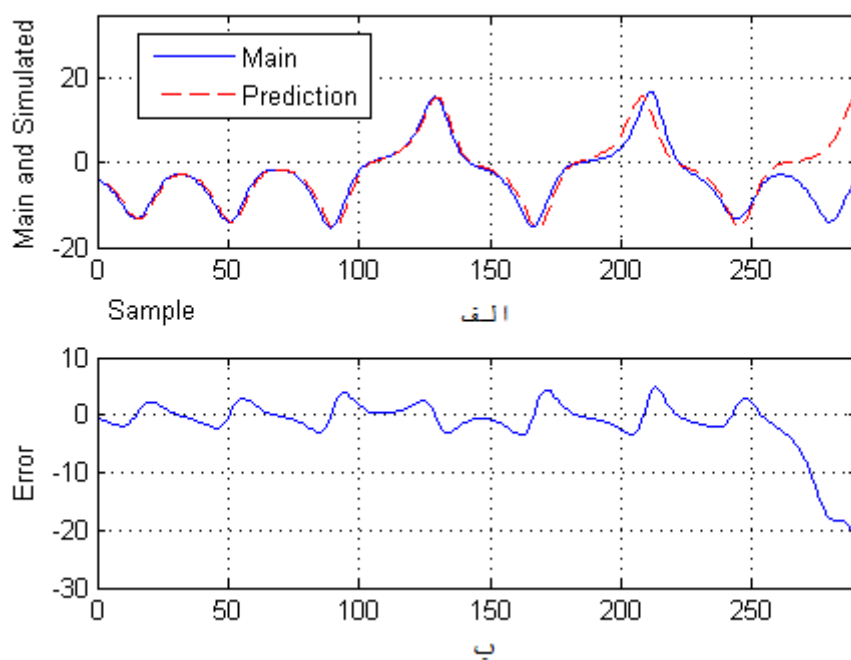
پیش‌بینی شود.

۷- قرار دادن نقطه‌ی جدید به‌عنوان آخرین نقطه در فضای فاز

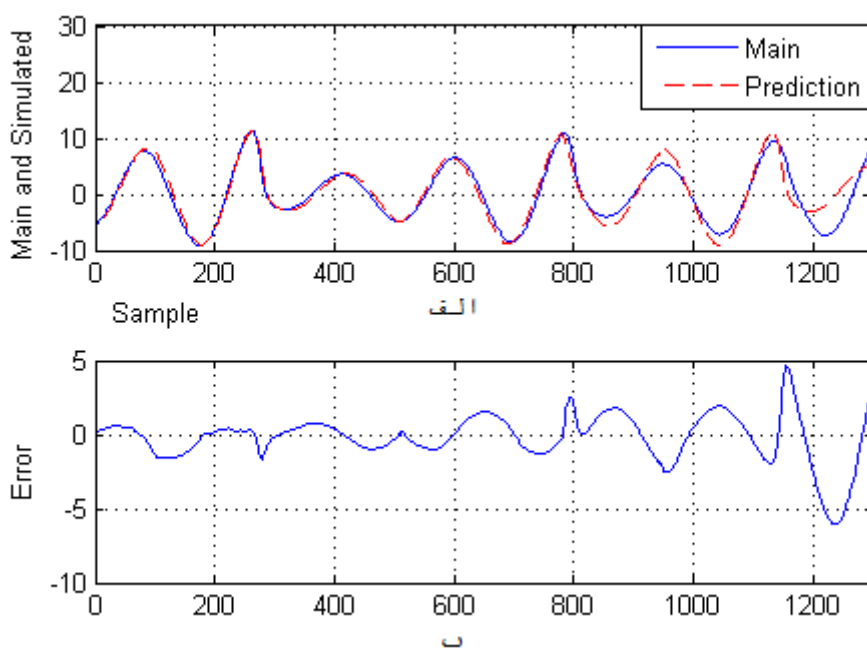
۸- بازگشت به مرحله‌ی ۲

مشخصات شبکه عصبی بکار رفته عبارتند از : پرسپترون چند لایه با ۹ نرون در لایه مخفی، سه ورودی و سه خروجی، توابع purelin در لایه مخفی و تابع purelin در لایه‌ی خروجی ، الگوریتم آموزش لونیگ- مارکوارد ، و تعداد تکرار ۱۱۰ برای آموزش هر الگو در هر مرحله . روابط بکار رفته به منظور بهنگام سازی پارامترها همانند روابط ۳-۳ الی ۳-۶ بوده که بنا بر خلاصه گویی از ذکر مجدد آنها پرهیز شده است.

الگوریتم ارائه شده برای پیش‌بینی سری زمانی روسلر و لورنز بکار گرفته شد که نتایج آن در شکل های ۱۶-۳ و ۱۷-۳ آورده شده است.



شکل ۳-۱۶: پیش بینی بلند مدت سری زمانی آشوبی روسلر به روش تقریب غیرخطی - الف: سری زمانی اصلی و پیش بینی شده ب: خطا



شکل ۳-۱۷: پیش‌بینی بلند مدت سری زمانی آشوبی روسلر به روش تقریب غیرخطی- الف: سری زمانی اصلی و پیش‌بینی شده ب: خطا

جدول ۳-۴ مقایسه میان خطای پیش‌بینی بلند مدت (۷۰۰ نقطه) سری زمانی روسلر توسط دو روش تقریب خطی و تقریب غیرخطی

Method	MSE	RMSE	NMSE
Nonlinear Approximation	.84	.92	3.13E-2
Linear Approximation	12.7	3.56	6.6E-1

مهمترین مزیت روش پیشنهادی نسبت به روش تقریب خطی استفاده از شبکه ی عصبی به منظور ارائه ی مدل غیرخطی از حرکت لحظه‌ی بعد سیستم است. درحالیکه در روش تقریب خطی عملکرد آینده ی سیستم با توجه به نحوی حرکت همسایه‌های مجاور بصورت خطی تقریب زده می شود حال آنکه سیستم مولد سری زمانی ذاتا یک سیستم غیرخطی است. بعبارت دیگر روش تقریب غیرخطی با ارائه ی یک مدل غیرخطی محلی، منجر به انجام پیش‌بینی بهتر و دقیق تری نسبت به روش تقریب خطی می شود. نتایج ارائه شده در جدول ۳-۴ نیز موید برتری روش پیشنهادی نسبت به روش تقریب خطی می باشد. همچنین شبیه سازی مشابهی بر روی سری زمانی لورنز انجام گرفت که نتایج آن نیز موید این ادعا است. لذا بنابر خلاصه گویی از ارائه ی نتایج آن خودداری نموده و فقط به ارائه ی نتایج پیش‌بینی روسلر اکتفا نمودیم.

همان‌طور که در فصل اول بیان شد، یکی از ویژگی‌های سری‌های زمانی آشوبی، داشتن طیف فرکانسی گسترده و شبیه نویز است. لذا استفاده از روش‌های مبتنی بر تحلیل فرکانسی در مورد چنین سیستم‌هایی محکوم به شکست می‌باشد. بنابراین استفاده از ایده‌ی تبدیل موجک که مبتنی بر ویژگی‌های زمان-فرکانسی است، معقول‌تر به نظر می‌رسد. لازم به ذکر است که از تبدیل موجک تاکنون برای پیش‌بینی کوتاه مدت استفاده می‌شده است که البته نتایج حاصل از آن نیز چندان رضایت بخش نبوده است. لذا در این قسمت برآن شدیم که با استفاده از ترکیب روش نزدیکترین همسایه و تبدیل موجک، به پیش‌بینی بلند مدت سری زمانی آشوبی بپردازیم. روال کار بدین شرح است:

در ابتدا از سری زمانی مورد بررسی تبدیل موجک گرفته و ضرایب را به دست می‌آوریم. عمل بازسازی فضای فاز را برای ضرایب به دست آمده انجام داده و توسط روش نزدیکترین همسایه‌ی اصلاح شده به پیش‌بینی ضرایب موجک در فضای فاز بازسازی شده خواهیم پرداخت. سپس ضرایب پیش‌بینی شده به ضرایب اصلی اضافه شده و از کل ضرایب (شامل پیش‌بینی شده و ضرایب اولیه) عکس تبدیل موجک گرفته خواهد شد. از آنجا که طول ماتریس ضرایب افزایش پیدا کرده است بدیهی است که با عکس تبدیل موجک گرفتن از ضرایب جدید، به افق‌های زمانی طولانی‌تری نسبت به سری زمانی اولیه دست خواهیم یافت.

لازم به ذکر است که برای انجام شبیه‌سازی‌های این بخش از جعبه ابزار^۱ موجک برنامه‌متلب^۲ استفاده شده است. بمنظور نشان دادن توانایی روش پیشنهادی، مدل موجک بکار گرفته شده در این تحقیق از نوع موجک هار^۳ انتخاب شده که ساده‌ترین مدل موجک می‌باشد.

الگوریتم روش پیشنهادی در شکل زیر نشان داده شده است.

^۱ Toolbox

^۲ Matlab 2010 a

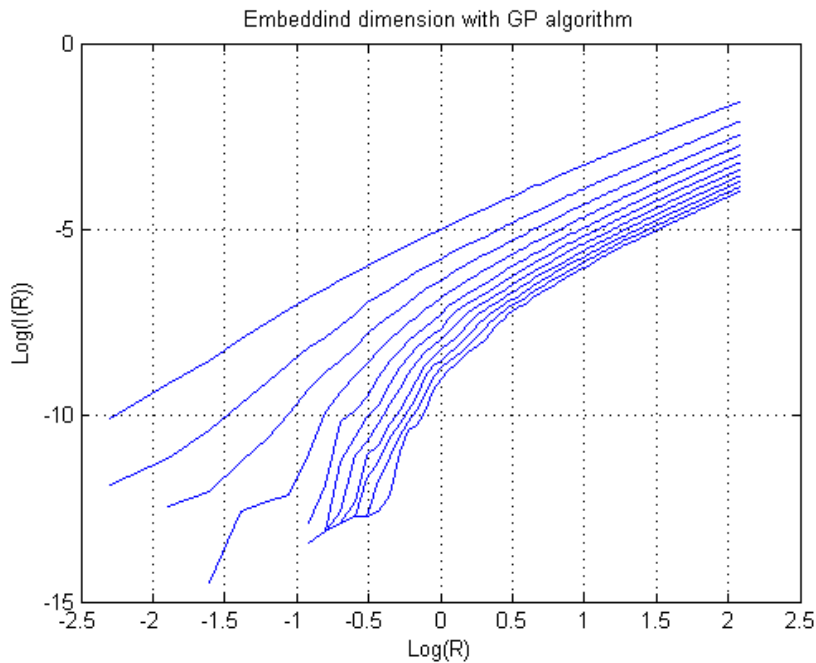
^۳ Haar



شکل ۳-۱۸: الگوریتم روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده به کمک تبدیل موجک

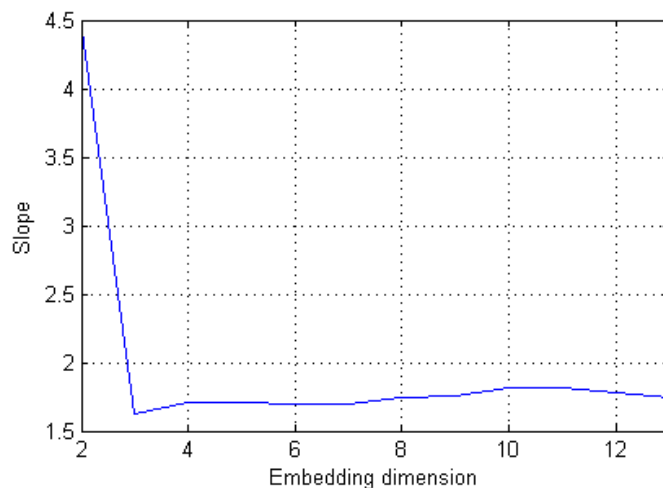
از آنجا که تعیین بعد جاسازی ضرایب ناشی از تبدیل موجک و بازسازی صحیح آن نقش اساسی را در انجام پیش‌بینی مطلوب دارد، لذا روال تعیین بعد جاسازی را که بر اساس الگوریتم گرسبرگر و پروکاسیا^۱ برای سری زمانی ناشی از ضرایب موجک سیستم لورنز انجام شده است به عنوان نمونه آورده شده است.

^۱ به فصل اول مراجعه شود



شکل ۳-۱۹: محاسبه‌ی بعد ناشی از ضرایب موجک سری زمانی لورنز توسط الگوریتم گرسبرگر و پروکاسیا

در شکل فوق نمودار تغییرات لگاریتمی بعد همبستگی بر اساس تغییرات شعاع همسایگی نشان داده شده است که از آن برای تعیین بعد جاسازی، برای بازسازی فضای فاز استفاده می شود. نمودار تغییرات شیب بخش انتهایی شکل ۳-۲۰، بمنظور تعیین بعد جاسازی در شکل زیر نشان داده شده است.



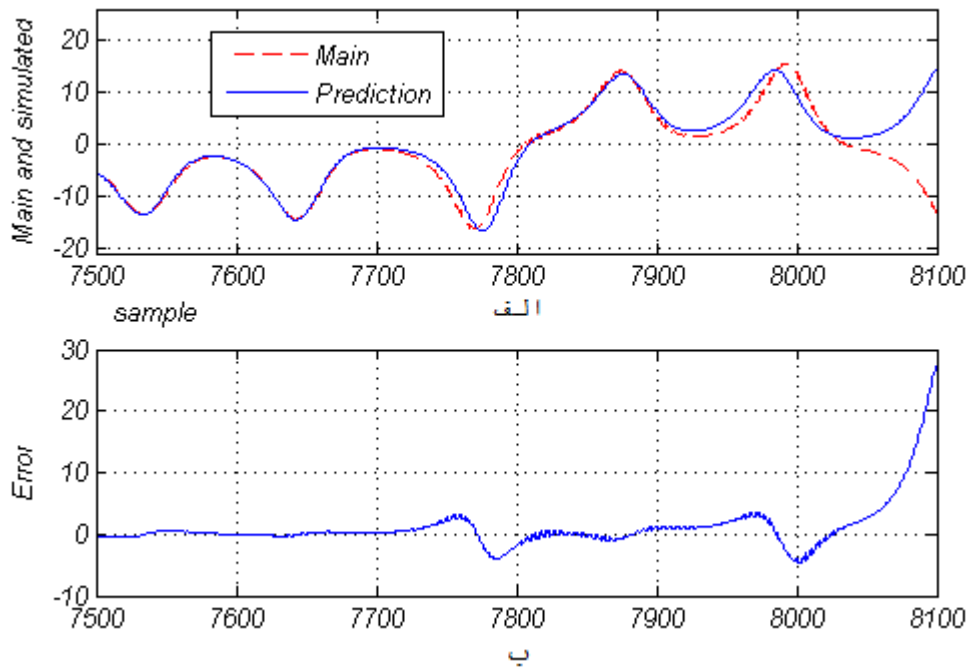
شکل ۳-۲۰: نمودار تغییرات شیب شکل ۳-۱۹ نسبت به تغییرات بعد جاسازی

همانطور که در شکل ۳-۲۰ مشاهده می شود، با توجه به اینکه از بعد ۴ به بعد تغییرات نمودار بسیار کم می شود، لذا می توان بعد جاسازی مطلوب را برابر ۴ در نظر گرفت. مقدار تاخیر زمانی و بعد جاسازی برای سری های زمانی آشوبی روسلر و لورنز در جدول زیر آمده است.

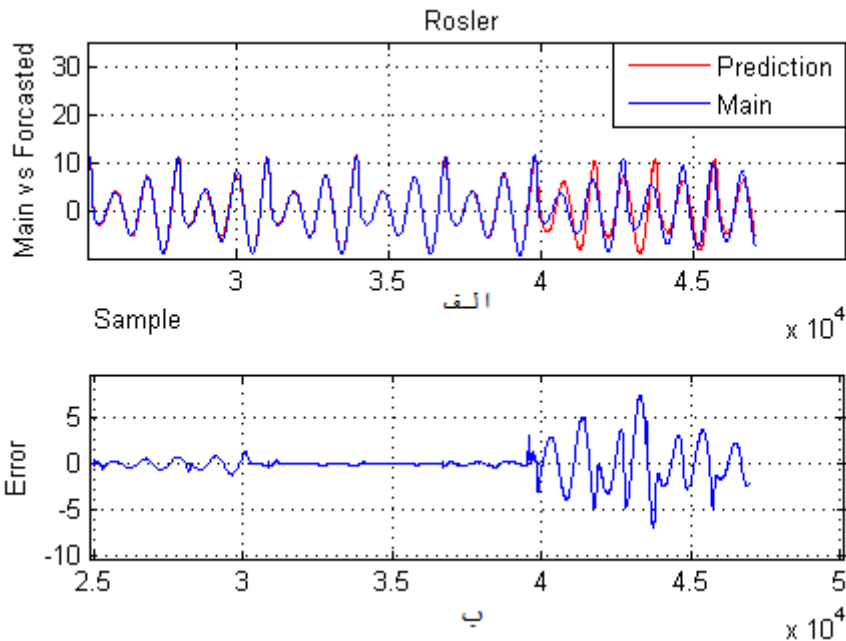
جدول ۳-۵: مقدار بعد جاسازی و تاخیر زمانی محاسبه شده برای سری زمانی ناشی از ضرایب موجک

Time Series	Lorenz		Rossler	
	ضرایب کم اهمیت	ضرایب پر اهمیت	ضرایب کم اهمیت	ضرایب پر اهمیت
بعد جاسازی	3	4	3	4
تاخیر زمانی	7	8	6	6

نتایج پیش‌بینی سری زمانی لورنز و روسلر توسط روش پیشنهادی :



شکل ۳-۲۱: پیش‌بینی بلند مدت سری زمانی آشوبی لورنز که توسط روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده به کمک تبدیل موجک-الف: سری زمانی اصلی و پیش‌بینی شده ب: خطا



شکل ۳-۲۲: پیش بینی بلند مدت سری زمانی آشوبی روسلر که توسط روش نزدیکترین همسایه روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده به کمک تبدیل موجک- الف: سری زمانی اصلی و پیش بینی شده ب: خطا

جدول ۳-۶ مقایسه میان خطای پیش‌بینی بلند مدت سری زمانی روسلر توسط دو روش تقریب خطی و نزدیکترین همسایه اصلاح شده به کمک تبدیل موجک

Method	MSE	RMSE	NMSE
Wavelet & Modified Nearest Neighbor	.17	.41	7.5E-3
Linear Approximation	12.7	3.56	6.6E-1

پیش‌بینی سری زمانی آشوبی لورنز و روسلر توسط روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده به کمک تبدیل موجک انجام شد که نتایج حاصل از آن در شکل‌های ۳-۲۱ و ۳-۲۲ نشان داده شد. همچنین به منظور ارزیابی بیشتر، نتایج حاصل از پیش‌بینی، با روش تقریب خطی مقایسه گردید که نتایج آن در جدول ۳-۶ ارائه شده است. نتایج حاصل از پیش‌بینی‌های مکرر انجام شده و نتایج ارائه شده در این تحقیق، بیانگر توانایی روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده به کمک تبدیل موجک، نسبت به سایر به روش تقریب خطی و نزدیکترین همسایه است. البته به دلیل آنکه در سری زمانی حاصل از ضرایب موجک، ویژگی‌های آشوبی مشاهده شده لذا این احتمال نیز وجود دارد که با انتخاب بهتر پارامترهای بازسازی برای سری زمانی حاصل از ضرایب موجک و یا تغییر مدل موجک، افق و دقت پیش‌بینی بهبود یابد.

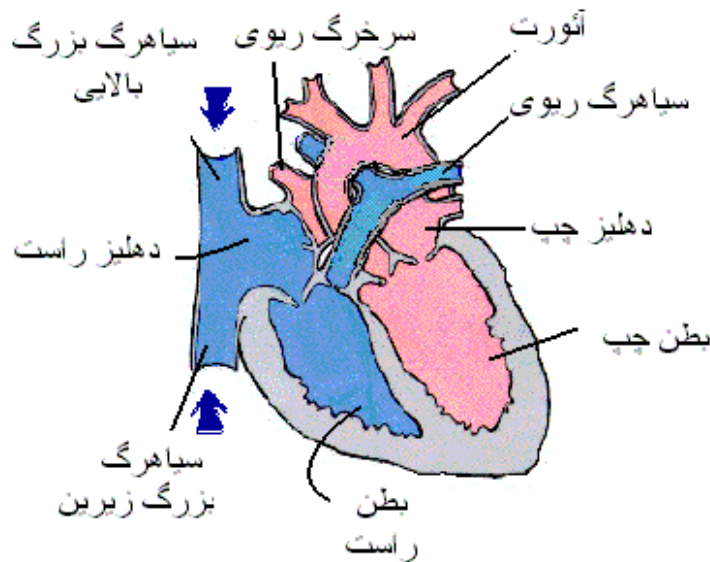
فصل ۴- تفکیک آریتمی و

پیش‌بینی سری زمانی قلب

فصل ۴ - تفکیک آریتمی و پیش‌بینی سری زمانی قلب

۴-۱- قلب

قلب که در شکل ۴-۱ نشان داده شده است در واقع دو پمپ جداگانه محسوب می‌شود. یک قلب راست که خون را بداخل ریه ها پمپ می‌کند و دیگری قلب چپ که خون را در اندام های محیطی می‌فرستد. هر یک از این دو قلب نیز بنوبه ی خود یک پمپ دو محفظه ای ضربان دار متشکل از یک دهلیز و یک بطن دارند. دهلیز عمدتاً به عنوان منبع ذخیره ی خون و به عنوان یک مجرای ورودی برای بطن عمل می‌کند. همچنین دهلیزها پمپاژ ضعیفی برای کمک به حرکت خون بداخل بطن ها دارند. بطن به نوبه خود تامین کننده ی عمده ی نیرو برای جلو راندن خون در گردش محیطی است.



شکل ۴-۱: ساختار قلب

۴-۲- مروری بر الکتروفیزیولوژی قلب

۴-۲-۱- جریان‌ات الکتریکی قلب

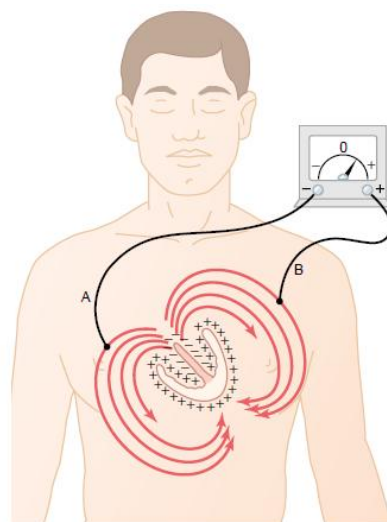
انقباض تمام ماهیچه‌های بدن در اثر یک تغییر الکتریکی به نام دپولاریزاسیون^۱ ایجاد می‌شود. اگر الکترودهایی را بر روی سطح پوست بچسبانیم، این جریان‌ات قابل دریافت هستند. قلب نیز یک ماهیچه است؛ پس از این قانون مستثنی نمی‌باشد. جریان‌ات الکتریکی قلب، به شرط شل بودن سایر ماهیچه‌های بدن، توسط دستگاه الکتروکاردیوگرافی^۲ قابل دریافت و ثبت هستند.

^۱ Depolarization

^۲ Electrocardiogram

۴-۲-۲- انتشار جریان های الکتریکی در اطراف قلب

شکل زیر توده ی عضله ی بطنی را در داخل سینه نشان می دهد. ایمپالس های قلبی در بطن ها ابتدا به جدار بین دو بطن و اندکی بعد به سطوح آندوکاردی^۱ باقیمانده بطن ها می رسد. این موضوع سبب پیدایش بارهای منفی در داخل بطن ها و بارهای مثبت بر روی جدار خارجی بطنها می شود و الکتریسیته همانطور که در شکل نشان داده شده است در طول مسیرهای بیضی شکل در مایعات احاطه کننده بطنها جریان می یابد. حتی ریه ها که بطور عمده از هوا پر شده اند ، الکتریسیته را تا حدود زیادی هدایت می کند و مایعات سایر بافت های قلب، الکتریسته را با سهولت بیشتری هدایت می کنند. از این رو قلب عملاً در یک محیط هادی آویخته شده است. هنگامی که قسمتی از بطن ها نسبت به باقی مانده آنها دپولاریزه می شوند، جریان الکتریکی در مسیر های مداری بزرگ از ناحیه ی دپولاریزه به ناحیه ی غیر دپولاریزه انتشار می یابد.



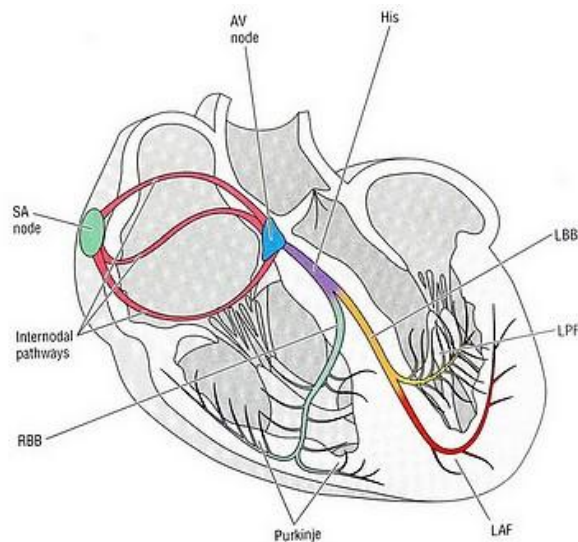
شکل ۴-۲: انتشار جریان الکتریکی در قلب و قفسه سینه

۴-۲-۳- سیستم تولید و انتقال ایمپاليس در داخل قلب

جرقه ی هر چرخه ی قلبی در نقطه ای از دهلیز راست قلب به نام گره سینوسی- دهلیزی^۲ زده می شود. جریان الکتریکی تولید شده، سبب دپولاریزاسیون سلول های قلب می گردد. دپولاریزاسیون انقباض سلول ها را به دنبال دارد. جریان الکتریکی از طریق مسیرهای هدایتی در نقاط مختلف قلب توزیع می شوند. این مسیرها را در شکل زیر نشان داده شده است.

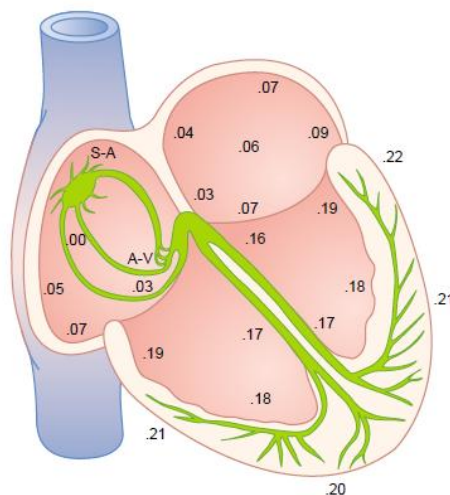
¹ Endocardium

² senatorial node



شکل ۳-۴ : سیستم انتقال پالس الکتریکی در عضله ی قلب

جریان الکتریکی پس از خروج از گره سینوسی- دهلیزی توسط مسیره‌های بین گره‌ای^۱ در دو دهلیز راست و چپ توزیع می‌شوند. سپس جریان برای عبور از دهلیزها و رسیدن به مناطق پایین‌تر (بطن‌ها) می‌بایست از ساختاری به نام گره دهلیزی- بطنی^۲ عبور کند. جریان الکتریکی در این نقطه مقداری توقف می‌کند و سپس وارد شاهراهی به نام شاخه هیس^۳ می‌شود. در ادامه این شاهراه به دو مسیر به نام‌های شاخه‌های دسته‌ای راست و چپ^۴ تقسیم می‌شود که جریان را در بطن‌های راست و چپ توزیع می‌کنند. مسیره‌ها، نهایتاً به الیاف‌های بسیار باریکی به نام الیاف پورکینژ^۵ می‌رسند که این الیاف امواج الکتریکی را به سلول‌های میوکارد منتقل می‌کنند. شکل زیر الگوی زمانی را برای این انتقال نشان می‌دهد که در آن، اعداد نشان داده شده در روی شکل بر حسب صدم ثانیه می‌باشند.



شکل ۴-۴ : تاخیر زمانی انتقالی ایپالس در عضله قلب بر حسب صدم ثانیه

¹ Internodal pathway

² AV node

³ bundle of His

⁴ Left bundle branch and right bundle branch

⁵ Purkinje fibers

۴-۲-۴ - اختلال در تولید ایмпالس در قلب

هر کدام از قسمت‌های نام برده شده در قسمت ۳-۲-۳، علاوه بر توانایی انتقال جریان‌های الکتریکی، خود نیز توانایی تولید ایмпالس‌های الکتریکی دارند. اما سرعت تولید ضربان در قسمت‌های مختلف این سیستم متفاوت است. سرعت‌های ذاتی تولید ایмпالس در بخش‌های مختلف سیستم هدایتی قلب به شرح زیر است:

جدول ۴-۱ سرعت تولید ضربان در بخش‌های مختلف برحسب ضربان بر دقیقه

۶۰-۱۰۰	گره سینوسی
۶۰-۸۰	سلول‌های دهلیزی
۴۰-۶۰	پیوندگاه
۲۰-۴۰	سلول‌های بطنی

بر اساس یک خصوصیت فیزیولوژیک، هر کدام از این قسمت‌ها که با سرعت بیشتری ضربان تولید کند، سایر کانون‌ها را تحت کنترل خود درآورده و اجازه‌ی فعالیت به سایر مراکز ضربان‌سازی را نمی‌دهد. به این خاصیت سرکوب سرعتی^۱ گفته می‌شود. به این ترتیب در حالت عادی گره سینوسی پیس‌میکر^۲ طبیعی قلب می‌باشد و در صورت ایجاد اشکال در این گره، به ترتیب سلول‌های دهلیزی، سلول‌های پیوندگاه و سلول‌های بطنی مراکز پشتیبانی بعدی را تشکیل داده که منجر به بروز آریتمی‌ها می‌گردند. همانطور که در ادامه خواهید دید، گاهی اوقات شروع جرقه‌ی الکتریکی از نقطه یا نقاط دیگری غیر از گره SA اتفاق می‌افتد. واژه ریتم عموماً برای توصیف منطقه‌ی ضربان ساز قلب استفاده می‌شود. از آنجا که ریتم طبیعی قلب از گره سینوسی منشاء می‌گیرد، ریتم نرمال سینوسی نامیده می‌شود.

۴-۳-۳ - الکتروکاردیوگرافی

۴-۳-۱ - معرفی

ECG مخفف واژه‌ی Electrocardiogram است. این لغت در بعضی کشورها EKG نامیده می‌شود. الکتروکاردیوگراف دستگاهی است که جریان‌های الکتریکی قلب را از طریق الکترودهایی که روی مناطق مختلف پوست بدن قرار داده می‌شوند دریافت کرده و آن‌ها را به شکل یک نمودار ترسیم می‌کند. این نمودار الکتروکاردیوگرام نامیده می‌شود. الکتروکاردیوگرام از سال ۱۹۰۱ تا کنون به عنوان مهم‌ترین ابزار تشخیصی پزشکی باقی مانده و تشخیص بسیاری از بیماری‌های قلبی را آسان کرده است.

¹ overdrive suppression

² Pacemaker

الکتروکاردیوگرام برای تشخیص بسیاری از اختلالات قلبی از قبیل ریتم‌های غیر طبیعی قلب، گرفتگی رگ‌های کرونر^۱، سکته‌های قلبی، هیپرتروفی^۲ عضلات قلب، علل تنگی نفس، اختلالات الکترولیتی، اثرات داروها و ... کاربرد دارد.

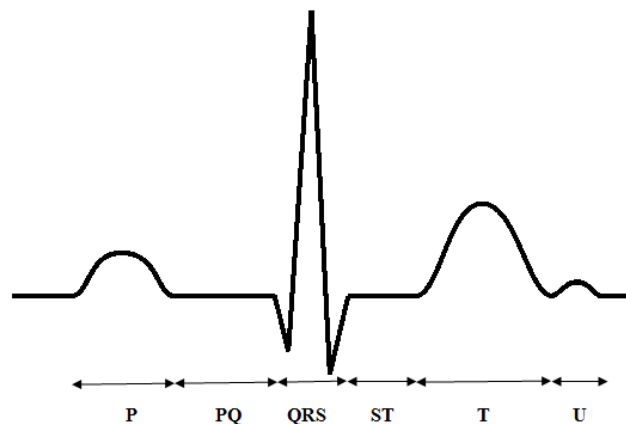
۴-۳-۲ - شکل ECG و نام‌گذاری اجزای آن

الکتروکاردیوگرام یک فرد سالم به شکل زیر بر روی کاغذ الکتروکاردیوگرام نقش می‌بندد:



شکل ۴-۵: شکل ECG نرمال

هر کدام از اجزای مشاهده شده بر روی شکل زیر، نشان دهنده‌ی بخشی از فعالیت الکتریکی سلول‌های قلب می‌باشند. این اجزا به صورت قراردادی نام‌گذاری شده‌اند و در تمام دنیا به همین نام‌ها معروف خوانده می‌شوند.



شکل ۴-۶: شکل ECG به همراه نام‌گذاری اجزای آن

موج P: عبور جریان الکتریکی از دهلیزها، اولین موج ECG را ایجاد می‌کند. این موج P نام‌دارد. موج P در حالت طبیعی گرد، صاف و قرینه بوده و نشان دهنده‌ی دپولاریزاسیون دهلیزهاست. فاصله‌ی PR: از ابتدای موج P تا شروع کمپلکس QRS به این نام خوانده می‌شود. این فاصله نشان دهنده‌ی زمان سپری شده برای رسیدن موج دپولاریزاسیون از دهلیزها به بطن‌ها است. قسمت عمده‌ی این فاصله به علت وقفه‌ی ایмпالس در گره‌ی AV شکل می‌گیرد. کمپلکس QRS: از مجموع سه موج تشکیل شده است و مجموعاً نشان دهنده‌ی دپولاریزاسیون بطن‌ها است. اولین موج منفی بعد از P، موج Q نام دارد. اولین موج مثبت بعد از Q را موج R، و اولین موج

¹ Coronary Artery

² Hypertrophy

منفی بعد از R را S می‌نامند. چون هر سه موج ممکن است با هم دیده نشوند، مجموع این سه موج را با هم یک کمپلکس QRS می‌نامند.

قطعه‌ی ST: از انتهای کمپلکس QRS تا ابتدای موج T را قطعه‌ی ST نام‌گذاری کرده‌اند. این قطعه نشان‌دهنده‌ی مراحل ابتدایی ریپولاریزاسیون بطن‌ها است.

موج T: موجی گرد و مثبت می‌باشد که بعد از QRS ظاهر می‌شود. این موج نشان‌دهنده‌ی مراحل انتهایی ریپولاریزاسیون بطن‌ها است.

فاصله‌ی QT: از ابتدای کمپلکس QRS تا انتهای موج P می‌باشد و نشان‌دهنده‌ی زمان لازم برای مجموع فعالیت بطن‌ها در طی یک چرخه‌ی قلبی است.

موج U: موجی گرد و کوچک می‌باشد که بعد از T ظاهر می‌شود. این موج همیشه دیده نمی‌شود. همچنین با توجه به مطالب گفته شده هر گونه انحراف از خط ایزوالکتریک^۱ را یک موج می‌نامند. بخشی از خط ایزوالکتریک که بین دو موج قرار می‌گیرد، قطعه^۲ و به مجموع یک قطعه و حداقل یک موج فاصله^۳ گفته می‌شود.

۴-۴ - آریتمی

آریتمی^۴، ضربان نامنظم قلبی است که بدلیل بیماریهای مختلف قلب رخ داده و یکی از شایع ترین علل مرگ و میر در جهان بشمار می‌رود. آریتمی‌ها در بیشتر موارد فاقد هرگونه علامتی و اغلب بشکل یک مکث موقت بوده که تعداد کلی ضربان قلب را تحت تاثیر قرار می‌دهند.

۴-۴-۱ - چند نمونه از آریتمی‌ها

در این تحقیق آریتمی‌های بررسی شده عبارتند از: بلوک شاخه‌ای راست (RBBB^۵) که در آن ابتدا بطن چپ از طریق شاخه چپ، دپولاریزه می‌شود، سپس بطن راست با تأخیر نسبت به بطن چپ دپولاریزه می‌شود. از آن جا که شاخه راست ایмпالس را هدایت نمی‌کند، پس ایмпالس از طریق الیاف میوکارد بطن چپ به الیاف میوکارد بطن راست می‌رسد و در نتیجه بطن راست با تأخیر و از طریق غیر شاخه‌ای دپولاریزه می‌شود. بلوک شاخه‌ای چپ (LBBB^۶) که در آن بطن چپ به طور غیر مستقیم و از طریق میوفیبریل‌های بطن راست دپولاریزه می‌شود. انقباض زودرس بطنی (PVC^۷) که بیشتر در حالت‌های بوجود می‌آید که بیماری‌هایی، تحریک ناپذیری سلول‌های بطنی را افزایش دهند. پس ریتم (PB^۸) در این بی‌نظمی، دیگر گره سینوسی ضربان‌ساز غالب قلب نیست، بلکه چند کانون که با سرعت‌های

^۱ Isoelectric

^۲ Segment

^۳ Interval

^۴ Arrhythmia

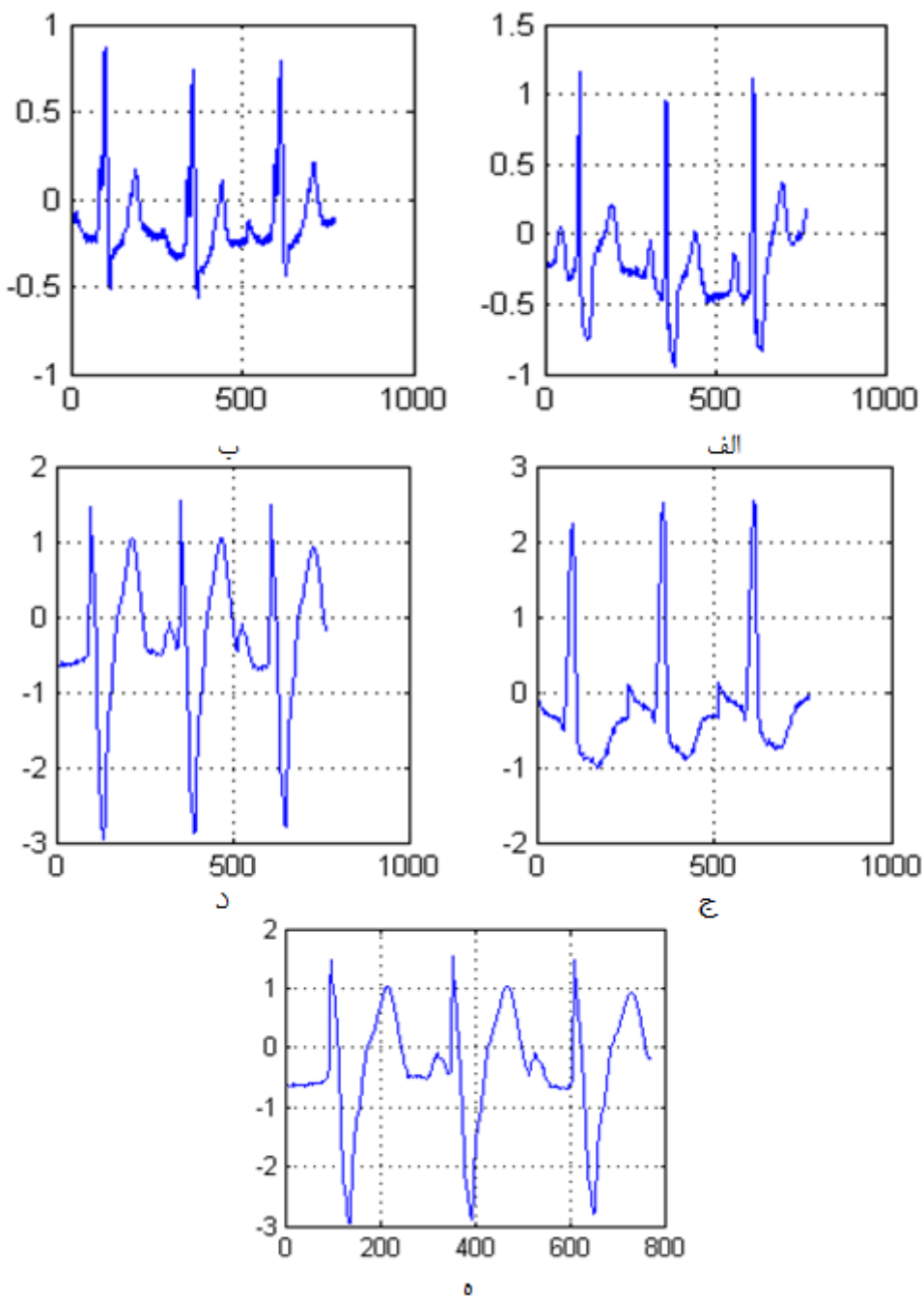
^۵ Right Bandel Branch Block

^۶ Left Bandel Branch Block

^۷ Premature Ventricular Contraction

^۸

متفاوتی ضربان تولید می‌کنند. هر کدام از این کانون‌ها که زودتر ایمپالس خود را تولید کند، باعث سرکوب شدن لحظه‌ای سایر کانون‌ها می‌شود.

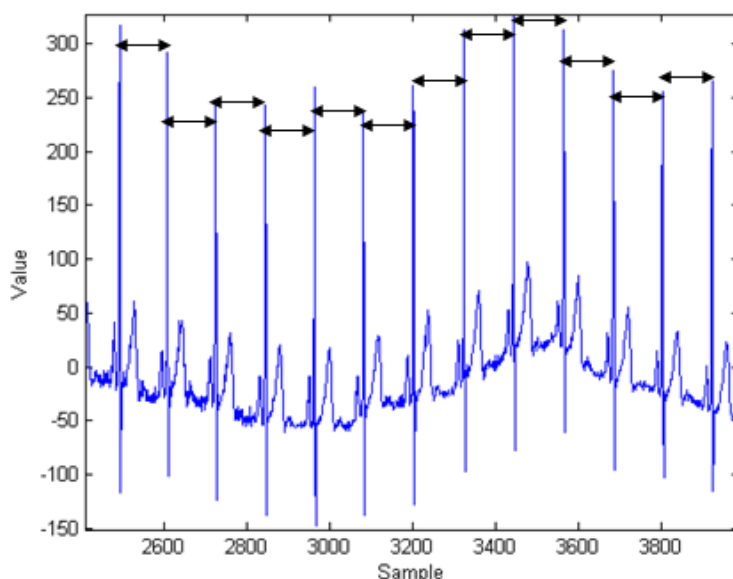


شکل ۴-۷: یک نمونه از الکتروکاردیوگرافی آریتمی‌های بررسی شده در این تحقیق. الف - بلوک شاخه‌ای راست. ب- بلوک شاخه‌ای چپ. ج- ضربان زودرس بطنی. د- پس ریتم. ه- ضربان سینوسی نرمال

۴-۵- پیش‌بینی سری‌های زمانی زیستی

در این بخش به منظور ارزیابی و اعتبارسنجی روش‌های مذکور در پیش‌بینی سری‌های زمانی، از آنها برای پیش‌بینی سری‌های زمانی زیستی قلب و HRV^1 استفاده می‌شود. در برخی از مراجع سری‌های مذکور را جز سری‌های آشوبی دسته‌بندی نموده‌اند [۴۳ و ۴۴].

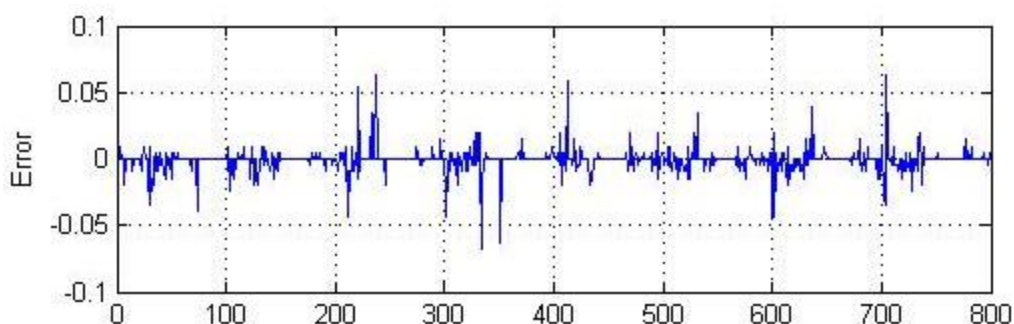
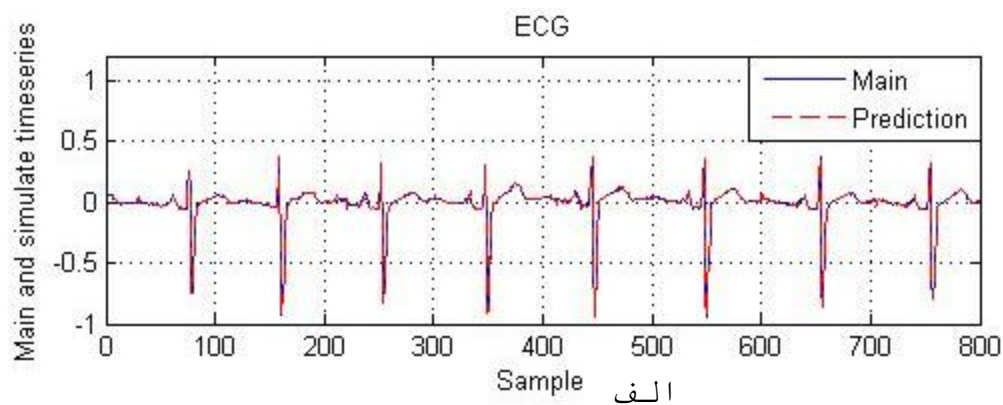
لازم به ذکر است که HRV به فاصله‌ی میان حداکثر قله‌های سیگنال قلب (Q) اطلاق می‌شود که منبع مفیدی برای تشخیص بسیاری از بیماری‌های قلبی بشمار می‌رود. سری زمانی قلب یک انسان و همچنین فاصله‌ی R-R ها (HRV) در شکل زیر با فلش‌های دوطرفه نشان داده شده است.



شکل ۴-۸: سری زمانی ناشی از قلب یک انسان که در آن فاصله‌ی R-R نشان داده شده است.

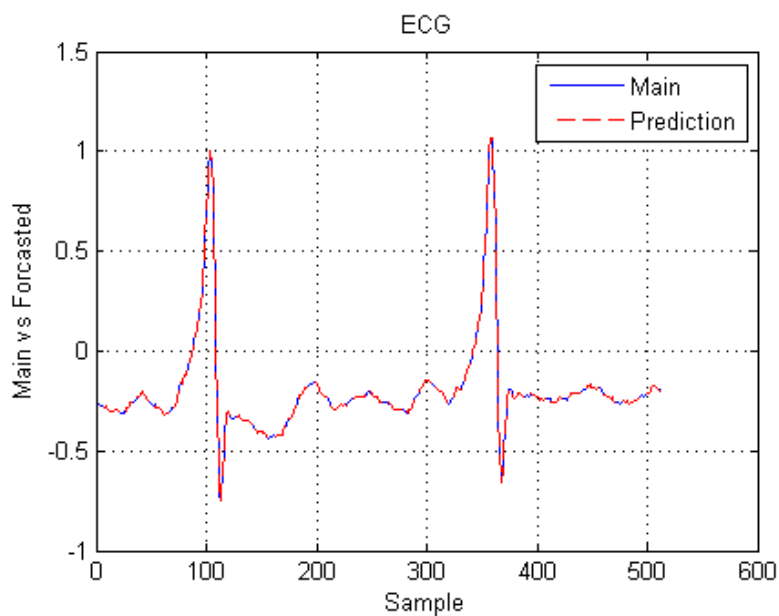
طبق روال فصل‌های گذشته، پیش‌بینی‌ها به دو بخش کلی پیش‌بینی کوتاه مدت و بلندمدت تقسیم بندی شده‌اند. در پیش‌بینی کوتاه مدت از دو روش فازی که در فصل قبل به آن اشاره شد استفاده می‌شود. در پیش‌بینی بلند مدت نیز از روش‌های مبتنی بر موجک، نزدیکترین همسایه‌ی اصلاح شده و نزدیکترین همسایه اصلاح شده به کمک شبکه‌ی عصبی استفاده شده است. از آنجا که در تمامی روش‌های مطرح شده در این پایان‌نامه از روش گسترش به فضای فاز استفاده شده است لذا در ابتدا نیاز است که عمل بازسازی فضای فاز با تعیین پارامترهای بازسازی صورت پذیرد [۴۳ و ۴۴].

¹ Heart Rate Variability

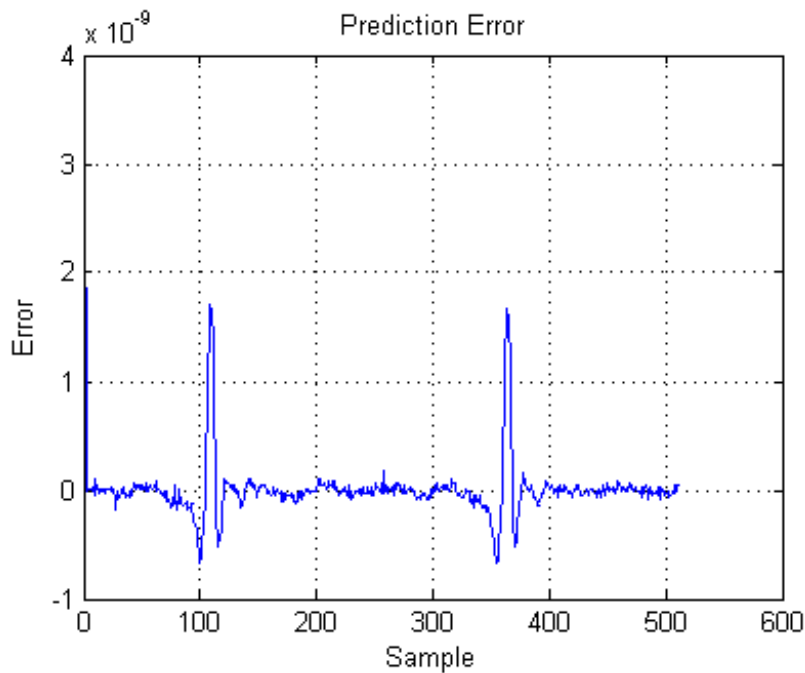


ب

شکل ۴-۹: پیش‌بینی تک گام سری زمانی قلب توسط روش فازی حافظه دار- الف: سری زمانی اصلی و پیش بینی شده
ب: خطا



شکل ۴-۱۰: پیش‌بینی تک گام سری زمانی قلب توسط روش فازی برخط



شکل ۴-۱۱: خطای حاصل از پیش‌بینی تک گام سری زمانی قلب توسط روش فازی برخط

شکل های فوق نشان دهنده‌ی پیش‌بینی بسیار خوب توسط روش فازی برخط و همچنین پیش‌بینی خوب توسط روش فازی حافظه دار است. از آنجا پیش‌بینی سری زمانی توسط روش‌های فازی به‌خوبی انجام شده و نتایج حاصل از پیش‌بینی تک گام به خوبی بر سری زمانی اصلی منطبق شده‌اند، لذا بمنظور ارزیابی بیشتر نمودار خطای حاصل از پیش‌بینی نیز برای هر دو روش آورده شده است. مقایسه‌ی نتایج حاصل از پیش‌بینی سری زمانی قلب و سری زمانی روسلر و لورنز ممکن است که این سوال را در ذهن تداعی کند که "چگونه ممکن است که خطای پیش‌بینی روش فازی حافظه دار در مورد سیستم قطعی روسلر و لورنز بیشتر از سیستم قلب باشد؟" پاسخ سوال را باید در تعداد نقاط آموزش داده شده به سیستم جستجو کرد. در مورد سری زمانی روسلر و لورنز که در بخش‌های گذشته مورد بررسی قرار گرفت تعداد نقاط آموزش داده شده به سیستم در حدود ۴۵۰۰ نقطه بوده است در حالیکه در مورد سری زمانی قلب تعداد نقاط گرفته شده از پایگاه داده MIT-BIH [۴۵] در مجموع دارای ۳۸۱۶۴ نقطه بود که نیمی از آن برای آموزش به سیستم مورد استفاده قرار گرفته است. لذا غنای مجموعه آموزشی در این حالت افزایش یافته و همانطور که انتظار داشتیم نتایج پیش‌بینی بهبود یافته است. یکی دیگر از عوامل برتری نتایج پیش‌بینی سری زمانی قلب نسبت به سری زمانی های روسلر و لورنز را می‌توان در نرمال سازی داده‌ها دانست که سبب متمرکز و در نتیجه چگالتر شده جاذب می‌گردد. و در نهایت عامل فرکانس نمونه برداری را نیز می‌توان یکی از عوامل بسیار مهم در افزایش دقت پیش‌بینی تک‌گام دانست. بدیهی است که با افزایش فرکانس نمونه

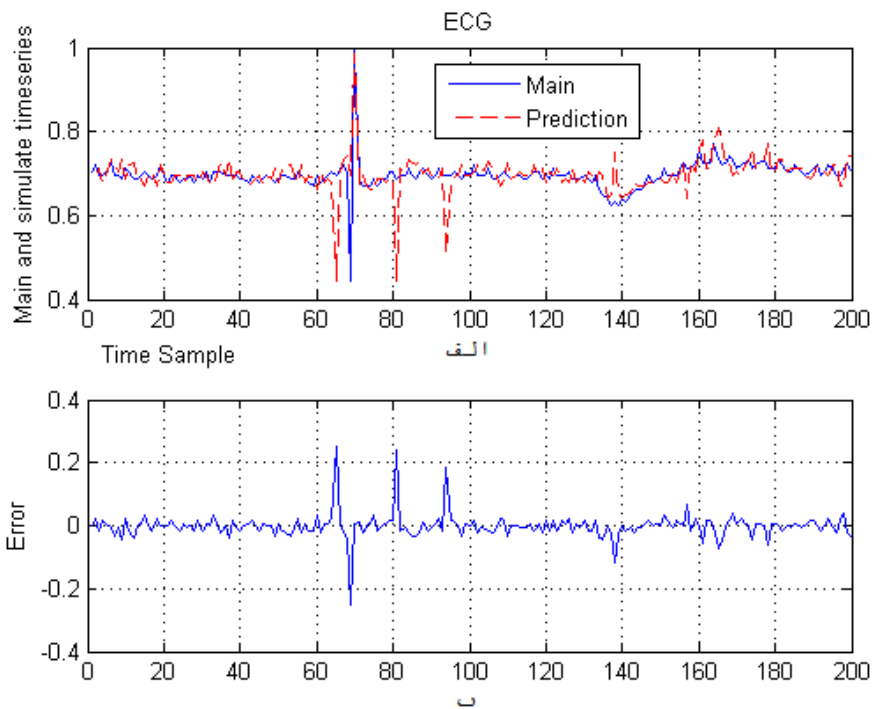
برداری دقت پیش‌بینی افزایش پیدا می‌کند. فرض‌های مذکور هم در مورد افزایش تعداد نقاط جاذب، نرمال سازی و عامل فرکانس نمونه برداری در مورد سری زمانی لورنز مورد بررسی قرار گرفت که نتایج آن در زیر آمده است.

جدول ۴-۲ بررسی عوامل تاثیر گذار در دقت پیش‌بینی سری زمانی لورنز توسط روش فازی حافظه دار

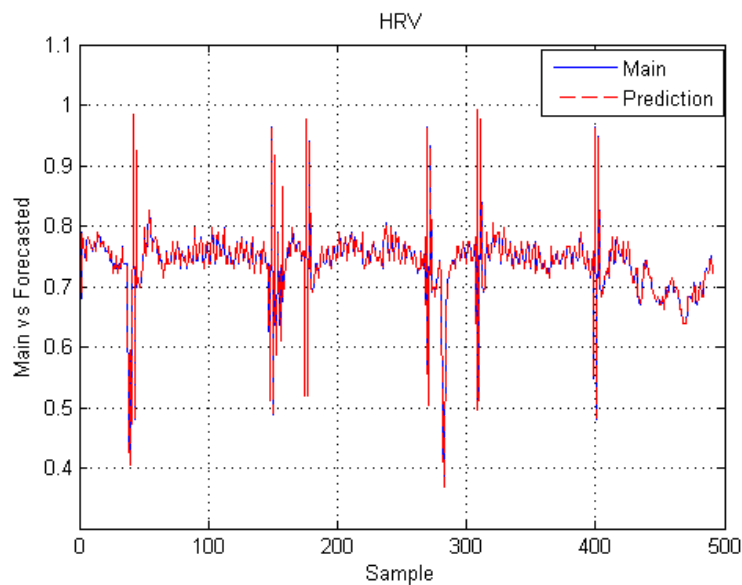
Number of attractor point	Sampling frequency	Normalization	MSE	RMSE	NMSE
7500	50	NO	4.4E-2	2.09E-1	9.38E-4
7500	50	YES	2.23E-5	4.7E-3	1.45E-4
7500	100	NO	1.79E-2	1.3E-1	3.22E-4
2000	50	NO	1.44E-1	3.79E-1	2.50E-3

همانطور که در جدول فوق مشاهده می‌گردد با افزایش تعداد نقاط جاذب دقت پیش‌بینی افزایش پیدا می‌کند. همچنین افزایش فرکانس نمونه برداری و نیز نرمال سازی اطلاعات، نیز سبب افزایش دقت پیش‌بینی می‌گردد.

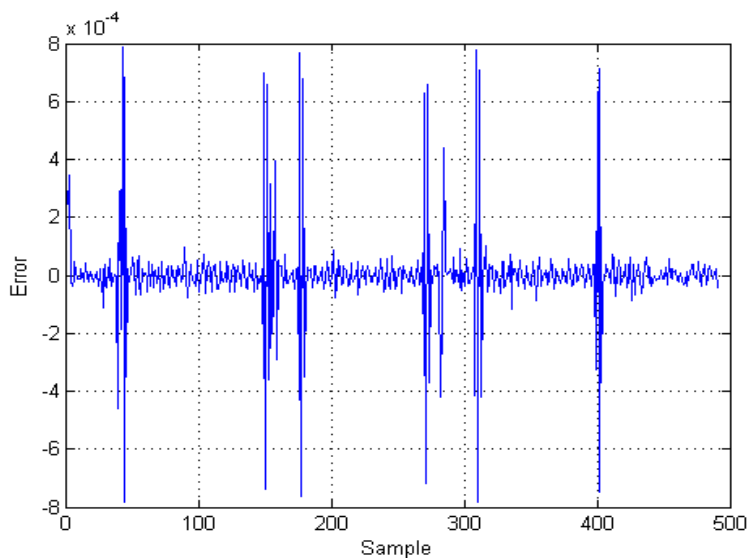
۴-۵-۲- پیش‌بینی کوتاه مدت سری زمانی HRV



شکل ۴-۱۲: پیش‌بینی تک گام سری زمانی HRV توسط روش فازی حافظه دار- الف: سری زمانی اصلی و پیش‌بینی شده ب: خطا



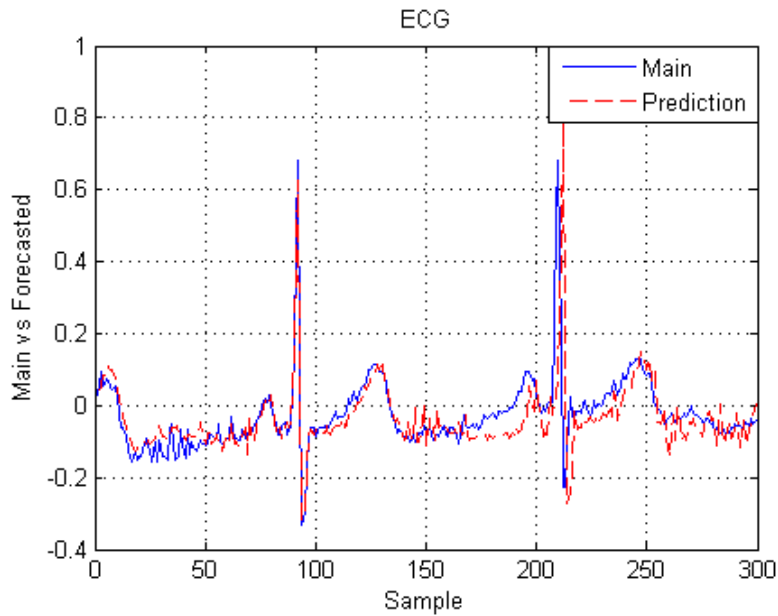
شکل ۴-۱۳: پیش‌بینی تک گام سری زمانی HRV توسط روش فازی برخط



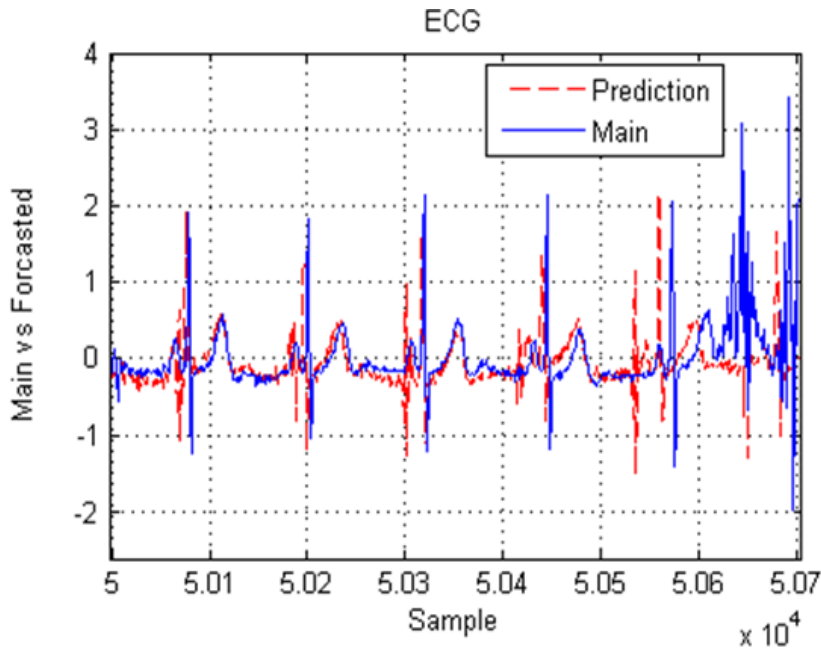
شکل ۴-۱۴: خطای حاصل از پیش‌بینی تک گام سری زمانی HRV توسط روش فازی برخط

نتایج ارائه شده در شکل‌های ۴-۱۳ و ۴-۱۴ بیانگر پیش‌بینی بهتر روش فازی برخط نسبت به روش فازی حافظه دار است. البته با توجه به بعد بسیار بالای فضای فاز سیگنال HRV و تغییرات ناگهانی آن و نیز متوقف شدن آموزش شبکه در روش فازی حافظه دار، از قبل انتظار چنین نتیجه‌ای را داشته‌ایم.

پیش‌بینی بلند مدت سری زمانی ECG - ۳-۵-۴



شکل ۴-۱۵: پیش‌بینی بلندمدت سری زمانی ECG توسط روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده

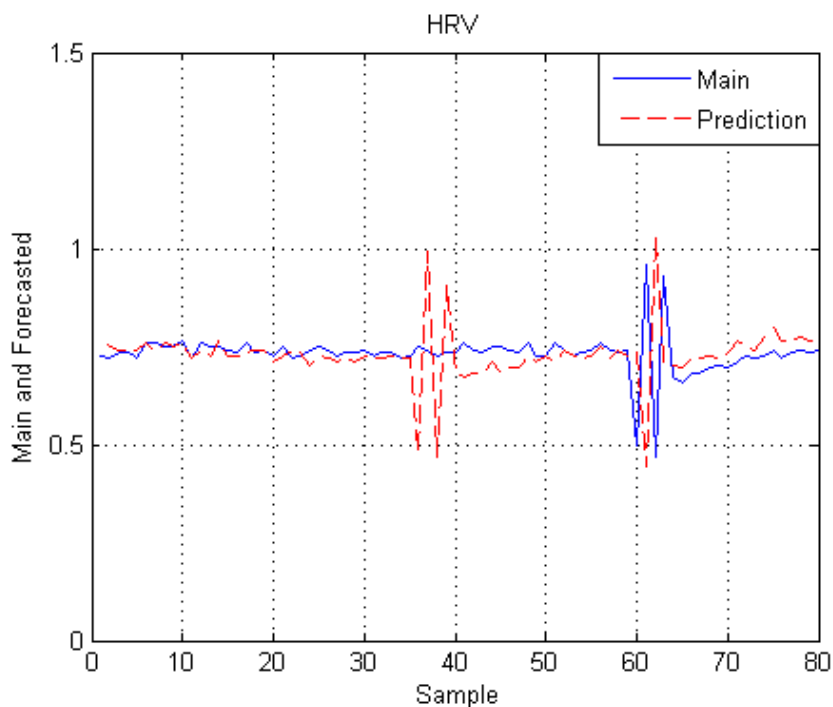


شکل ۴-۱۶: پیش‌بینی بلندمدت سری زمانی ECG توسط روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده به کمک تبدیل موجک

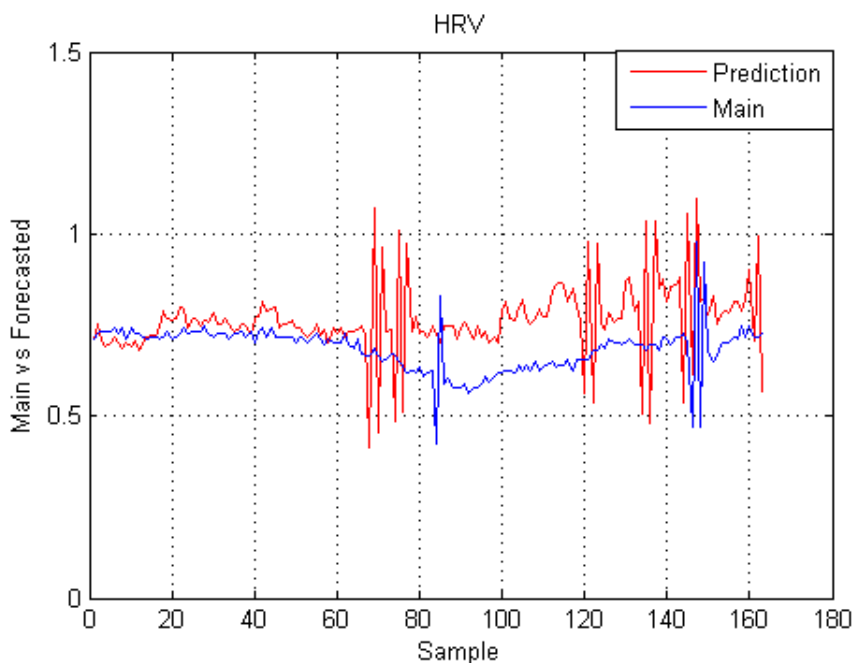
نتایج حاصل از پیش‌بینی بلند مدت سری زمانی قلب یک انسان، در اشکال ۴-۱۵ و ۴-۱۶ نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که پیش‌بینی انجام شده توسط روش بازسازی فضای فاز توسعه یافته برای پیش‌بینی سری زمانی قلب تا حدود دو ضربان (۳۰۰ نقطه) و در مورد روش تبدیل ویولت تا حدود چهار ضربان (۵۰۰ نقطه) تقریباً مناسب و قابل اعتماد است. همچنین پیش‌بینی مذکور توسط روش های نزدیکترین همسایه توسعه یافته به کمک شبکه عصبی و

تقریب غیرخطی هم انجام شده که نتایج حاصل از آنها حاکی از پیش‌بینی مناسب برای بیست نقطه‌ی اول سری زمانی می باشد. لازم به ذکر است که عدم توانایی روش‌های نزدیکترین همسایه توسعه یافته به کمک روش عصبی و تقریب غیرخطی در پیش‌بینی سیگنال قلب، نباید موجب تصور عدم کارایی روش‌های مذکور در پیش‌بینی سری‌های زمانی گردد. زیرا روش‌های مذکور عملاً کارایی خود را در پیش‌بینی سری‌های زمانی معیار به اثبات رسانیده‌اند. لذا امید است با نرمال سازی داده ها که موجب چگالتر شدن جاذب در فضای فاز بازسازی شده، استفاده از متد های کاهش نویز (در روش‌های معرفی شده برای پیش‌بینی هیچ اقدامی برای حذف نویز از سیگنال مورد بررسی انجام نشده است) و همچنین تعیین مقادیر صحیح برای بعد جاسازی و تاخیر زمانی، دقت و افق پیش‌بینی به میزان قابل توجهی بهبود یابد.

۴-۵-۴ - پیش‌بینی بلند مدت سری زمانی HRV



شکل ۴-۱۷: پیش‌بینی بلندمدت سری زمانی HRV توسط روش نزدیکترین همسایه توسعه یافته



شکل ۴-۱۸: پیش‌بینی بلندمدت سری زمانی HRV توسط روش نزدیکترین همسایه توسعه یافته به کمک تبدیل موجک

نتایج حاصل از پیش‌بینی بلند مدت سری زمانی HRV در اشکال ۴-۱۷ و ۴-۱۸ نشان داده شده است. همانطور که قبلاً عنوان شده پیش‌بینی‌ها توسط روش‌های نزدیکترین همسایه اصلاح شده به کمک شبکه عصبی و تقریب غیرخطی نیز انجام شد ولی از آنجا که افق پیش‌بینی در آنها نسبت به روش‌های نزدیکترین همسایه توسعه یافته و روش تبدیل ویولت کمتر بود، لذا از ذکر نتایج حاصل از آنها خودداری شده است.

در پیش‌بینی سری زمانی HRV از آنجا که بعد فضای فاز آن در مقایسه با سیگنال قلب بالاتر بوده، لذا همانطور که انتظار می‌رفت افق پیش‌بینی سیگنال قلب بشدت کاهش پیدا کرده است بطوریکه برای روش نزدیکترین همسایه توسعه یافته به ۳۰ گام و در روش نزدیکترین همسایه اصلاح شده به کمک تبدیل موجک به ۶۰ گام محدود شده که البته نتایج آن نیز چندان رضایت بخش نمی‌باشد. شاید یکی از مهمترین دلایل این عدم موفقیت را بتوان در تعیین نامناسب پارامترهای بازسازی دانست. از آنجا که روش دقیق و مدونی به منظور یافتن بهترین بعد و مناسب‌ترین تاخیر وجود ندارد لذا امید است که با تعیین دقیق‌تر بعد بازسازی و تاخیر زمانی افق و دقت پیش‌بینی بازهم افزایش پیدا کند.

۴-۶- روش پیش‌بینی تک گام در تفکیک آریتمی های قلبی

آریتمی ضربانات نامنظم قلبی است که در بیشتر موارد فاقد هرگونه علامتی و اغلب بشکل یک مکث موقت بوده که تعداد کلی ضربان قلب را تحت تاثیر قرار می دهند. انواع و مبدا پیدایش چنین ضرباناتی در بخش های قبل به تفصیل مورد بحث و بررسی قرار گرفت^۱. از آنجا که برای درمان، پزشک باید بداند که آریتمی چگونه شروع می شود و آیا طبیعی یا غیر طبیعی است، بررسی سیگنال ECG در مدت ۲۴ یا ۴۸ ساعت ضروری به نظر می رسد. این کار شرح حال بیمار را افزایش داده و منجر به تشخیص مطمئن تر بیماری قلبی می گردد. بنابراین بررسی سیگنال ECG و تفسیر آن توسط پزشکان برای تعیین بیماری قلبی یکی از اهداف نظارتی بیماران در واحد های مراقبت های ویژه بوده که بطور پیوسته به مانیتور های قلب متصل هستند. این کار مستلزم صرف وقت بسیار زیاد از سوی پزشکان می باشد. از آنجا که در واحد های بیمارستانی نیاز به حضور پزشکان در بخش های مختلف جهت رسیدگی به وضعیت بیماران یک ضرورت انکار ناپذیر است لذا روش های اتوماتیک برای تشخیص آریتمی، جهت صرفه جویی در وقت و نیروی انسانی و اجتناب از خطای انسانی، در چند دهه ی گذشته توسعه پیدا کرده است [۳۷]. بنابراین در این قسمت از پایان‌نامه بر آن شدیم به منظور نشان دادن یکی دیگر از کاربردهای عملی روش‌ها و الگوریتم‌های معرفی شده، به ارائه‌ی روش جدیدی بر مبنای الگوریتم پیش‌بینی فازی حافظه دار، برای تفکیک هوشمند آریتمی‌های قلبی پردازیم.

۴-۶-۱- روش پیش‌نهادی

همانطور که اشاره شد، در این تحقیق یک ساختار جدید نیز بر مبنای روش پیش‌بینی کوتاه مدت فازی حافظه دار برای طبقه بندی ۵ دسته از ضربان‌های قلبی ارائه شده است. همانند روش فازی حافظه^۲ دار ابتدا سیگنال ECG به صورت مستقیم و بدون حذف نویز به سیستم اعمال شده و گروه های عضویت خروجی توسط روش فازی^۳، به منظور کمینه سازی خطای پیش‌بینی تنظیم می شوند. بعد از رسیدن خطا به مقدار مطلوب، مراکز گروه‌های عضویت خروجی بعنوان ویژگی فازی^۴ در نظر گرفته شده و در یک حافظه‌ی جانبی ذخیره می شود. بلوک حافظه به عنوان ویژگی های فازی در نظر گرفته شده و برخی ویژگی آماری ضربان قلب نیز به آن اضافه می شود. بردار ویژگی در این حالت دارای ۷۰ درایه بوده که متشکل از ۶۴ ویژگی فازی و ۶ ویژگی آماری^۴ است. سپس ویژگی های فازی به همراه ویژگی‌های آماری سیگنال قلب جهت

^۱ به بخش ۴-۴ مراجعه شود

^۲ به بخش ۳-۲-۲ مراجعه شود

^۳ Fuzzy Feature

^۴ Statistical Feature

کاهش ابعاد فضای ویژگی و حذف همپوشانی ها به PCA^۱ (در این مرحله تعداد درایه‌های ماتریس ویژگی به ۱۱ درایه کاهش می‌یابد) و در نهایت جهت طبقه بندی به ماشین بردار پشتیبان اعمال می‌شوند. سادگی، دقت بالا، سرعت مناسب و مقاوم بودن در برابر نویز از ویژگی‌های این روش می‌باشد.

۴-۶-۲- نتایج حاصل از شبیه سازی ها

نتایج حاصل از تفکیک آریتمی ها توسط روش پیشنهادی در جدول ۳-۴ ارائه شده است. همانطور که در جدول ۳-۴ مشاهده می‌شود روش پیشنهادی به خوبی توانایی تفکیک موفق آریتمی‌های قلبی را دارا می‌باشد.

جدول ۳-۴ صحت روش پیشنهادی برای هر پنج نوع آریتمی ها با ویژگی های فازی

میانگین	صحت ^۲ PB	صحت ^۳ PVC	صحت ^۴ RB	صحت ^۵ LB	صحت ^۱ N
۹۹/۰۳	۱۰۰	۱۰۰	۹۷/۰۱	۹۸/۹۷	۹۹/۱۸

جدول ۴-۴ میزان اختصاصی^۷ بودن روش پیشنهادی برای هر پنج نوع آریتمی ها با ویژگی های فازی

میانگین	PB	PVC	RB	LB	N
۹۸/۲۲	۱۰۰	۹۹/۷۲	۹۷/۷۷	۹۹/۷۲	۹۳/۸۸

جدول ۵-۴ میزان حساسیت^۸ روش پیشنهادی برای هر پنج نوع آریتمی ها با ویژگی های فازی

میانگین	PB	PVC	RB	LB	N
۹۹/۲۵	۱۰۰	۹۹/۰۸	۹۹/۵۵	۹۹/۳۵	۹۸/۲۹

حساسیت نشان می‌دهد که تا چه اندازه آریتمی‌ها درست تشخیص داده شده‌اند و اختصاصی بودن نشان می‌دهد که تا چه اندازه ضربان‌های سالم به درستی تشخیص داده شده‌اند و صحت بیانگر میزان تشخیص صحیح کلیه ضربان‌های موجود است.

¹ Principle Component Analysis

² Pace Rhythm

³ Premature Ventricular Contraction

⁴ Right Bundle Branch Block

⁵ Left Bundle Branch Block

⁶ Normal

⁷ Specificity

⁸ Sensitivity

برای بررسی میزان توانمندی روش پیش‌نهادی در مقایسه با سایر روش‌های موجود در تفکیک آریتمی‌ها نتایج حاصله با سایر روش‌های استخراج ویژگی و طبقه‌بندی که در سال‌های اخیر در مراجع آمده است، مقایسه شده است.

جدول ۴-۶ مقایسه روش انجام شده در این تحقیق با سایر مقالات

روش	تعداد آریتمی‌های مورد بررسی در هر روش	صحت رده‌بندی متوسط
پیشنهادی	۵	۹۹/۰۳
مرجع ۴۶	۳	۹۵/۱
مرجع ۴۷	۱۰	۹۰/۳, ۹۱/۳
مرجع ۴۸	۳	۹۰/۳, ۹۱/۳
مرجع ۴۹	۳	۹۸/۰۹
مرجع ۵۰	۷	۹۶/۰۶
مرجع ۵۱	۵	۹۸/۷۸
مرجع ۵۲	۴	۹۸/۰۰
مرجع ۵۳	۴	۹۲/۲
مرجع ۵۴	۳	۹۸/۰۰
مرجع ۵۵	۱۰	۹۷/۰۰
مرجع ۵۶	۴	۷۴/۲
مرجع ۵۷	۱۰	۹۶

نتایج ارائه شده در جدول ۴-۶ بیانگر کارایی ویژگی‌های فازی استخراجی توسط روش پیش‌بینی تک‌گام فازی حافظه‌دار، در تفکیک هوشمند ضربانات قلبی است.

فصل ۵- نتیجه گیری و ارائه
پیشنهادات

فصل ۵ - نتیجه گیری و ارایه پیشنهادات

۵-۱ - نتیجه گیری:

همان‌طور که مشاهده شد در این پایان‌نامه شش روش جدید در پیش‌بینی کوتاه مدت و بلند مدت سری‌های زمانی آشوبناک بر مبنای ترکیب روش‌های عصبی و فازی و روش‌های مبتنی بر نظریه‌ی آشوب ارائه گردید. در زمینه‌ی پیش‌بینی کوتاه مدت روش‌های تحت عنوان فازی برخط و فازی حافظه دار ارائه گردید که روش اول مبتنی بر پیش‌بینی بر خط بمنظور غلبه بر خاصیت نا ایستایی سیگنال‌های آشوبی بوده و روش دوم نیز با استفاده الگوریتم آموزشی فازی و روش نزدیکترین همسایه‌ی اصلاح شده به پیش‌بینی سری‌های زمانی می پردازد. در فاز آموزش روش مذکور، بعد از هر مرحله انجام پیش‌بینی، ضرایب خروجی به‌منظور کاهش خطای پیش‌بینی مجدداً تغییر داده شده و ضرایب نهایی هر مرحله در یک حافظه‌ی جانبی ذخیره می‌شوند. اما در مرحله‌ی آزمون با استفاده از داده‌های ورودی به سیستم، الگوریتم نزدیکترین همسایه اصلاح شده نزدیکترین حالت به ورودی را از فضای حافظه یافته و وزن‌های متناظر را پس از استخراج، به عنوان وزن‌های شبکه قرار میدهد. سپس توسط ورودی جدید و وزن‌های حاصل از حافظه‌ی همراه، پیش‌بینی انجام خواهد شد. بدیهی است که روش فازی-نزدیکترین همسایه در مقایسه‌ی با روش فازی برخط از دقت کمتری در پیش‌بینی برخوردار است. چرا که روال آموزشی در روش فازی-نزدیکترین همسایه قطع متوقف می‌گردد. اما روش فازی برخط، آموزش بی وقفه پیوسته ادامه می‌یابد. لذا همانگونه که انتظار می‌رفت، روش فازی برخط نسبت به روش فازی - حافظه دار در مهار دینامیک غیرخطی و انجام پیش‌بینی موفق، توانایی بیشتری دارد. اما اگر مقوله‌ی سرعت پیش‌بینی نیز جزء اولویتهای پیش‌بینی در نظر گرفته شود، چنانکه فضای فاز سیگنال مورد بررسی دارای ابعاد بالایی باشد، آنگاه روش فازی- نزدیکترین همسایه نسبت به روش بر خط گزینه بهتری محسوب می‌شود.

علاوه بر روش‌های مطرح شده برای پیش‌بینی کوتاه مدت در این پایان‌نامه چهار روش جدید نیز برای پیش‌بینی بلند مدت مطرح گردیده است. همان‌طور که در فصل‌های گذشته عنوان گردید یکی از قدیمی‌ترین و موفق‌ترین روش‌های پیش‌بینی سری‌های زمانی آشوبناک، روش لورنز بوده که در سال ۱۹۶۳ ارائه گردید. روش مذکور معایبی همچون وابستگی شدید به نقطه‌ای که پیش‌بینی از آن شروع می‌شود، داشتن بعد پایین برای انجام پیش‌بینی موفق و وابستگی به تعداد نقاط موجود در جاذب، دارد. مشکلات مذکور با انجام اصلاحاتی در روش نزدیکترین همسایه تحت عنوان روش نزدیکترین همسایه‌ی اصلاح شده، به مقدار قابل توجهی مرتفع گردیده است.

در مراحل بعد با استفاده از روش نزدیکترین همسایه توسعه یافته و ترکیب آن با روش‌هایی همچون فازی، عصبی و ویولت به ارایه‌ی سه روش جدید در پیش‌بینی بلند مدت سری‌های زمانی پرداختیم. در روش اول ابتدا شبکه‌ی عصبی بمنظور یادگیری بخشی از فضای جاذب، مورد آموزش قرار می‌گیرد. سپس توسط روش نزدیکترین همسایه‌ی اصلاح شده و شبکه‌ی عصبی آموزش دیده پیش‌بینی انجام خواهد شد.

استفاده از خاصیت تقریب‌گیری روش عصبی و بازسازی فضای فاز (به عنوان مرجع اصلی در پیش‌بینی بلند مدت) را می‌توان از مزایای این روش دانست.

یکی دیگر از روش‌های پیش‌بینی بلند مدت روش تقریب خطی نام دارد که به تقریب یک تابع غیر خطی توسط تعدادی تابع خطی - محلی می‌پردازد. در برخی از مراجع عنوان شده است که روش مذکور در شرایطی عملکرد ضعیف‌تر نسبت به روش نزدیکترین همسایه متداول دارد. دلیل این امر را می‌توان در تقریب یک تابع غیرخطی توسط تعداد زیادی تابع خطی جستجو کرد. در روش دوم پیشنهادی این عیب با قرار دادن یک تابع غیرخطی به جای تابع خطی به مقدار قابل ملاحظه‌ای جبران شده است.

روش چهارم نیز بر اساس روش نزدیکترین همسایه‌ی اصلاح شده و روش تبدیل موجک پیشنهاد شده است. در این روش با استفاده از روش نزدیکترین همسایه ابتدا ضرایب ویولت و در نهایت کل سری زمانی پیش‌بینی می‌شود. روش‌های مذکور پس از انجام آزمایشات متعدد در مورد سری‌های زمانی معیار و موفقیت در پیش‌بینی کوتاه و بلندمدت، برای پیش‌بینی سری‌های زمانی زیستی قلب و HRV نیز مورد بررسی قرار گرفتند. نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌ها حاکی از توانمندی غالب روش‌های معرفی شده در انجام پیش‌بینی موفق و دقیق است (البته نتایج حاصل از پیش‌بینی سری زمانی HRV به دلیل بعد بالای آن، چندان مناسب نبوده است).

در پیش‌بینی سری‌های زمانی زیستی، بعضی از روش‌های پیشنهادی همچون روش نزدیکترین همسایه به کمک روش عصبی و تقریب غیرخطی در مقایسه با روش‌های نزدیکترین همسایه‌ی اصلاح شده و یا تبدیل ویولت، قادر به پیش‌بینی قابل مقایسه‌ای نشدند. با این حال توجه به این نکته ضروری است که عدم توانایی روش‌های مذکور در مهار دینامیک غیرخطی سیستم مولد سری زمانی قلب و HRV نباید سبب القای تصور عدم کارایی روش‌های مذکور گردد. زیرا روش‌های یاد شده با پیش‌بینی موفق سری‌های زمانی معیار عملاً امتحان خود را در این زمینه پس داده‌اند. لیکن می‌توان یکی از دلایل عدم موفقیت چنین روش‌هایی را در وابستگی آن‌ها به تعداد دقیق پارامترها/پارامترهای خود روش از جمله تعداد نرون ها و ... و پارامترهای بازسازی دانست.

شاید بتوان با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی همچون پرندگان و کلونی مورچه‌ها و ... به تعیین دقیق و بهینه‌ی پارامترهای شبکه بمنظور انجام پیش‌بینی بهتر و دقیق‌تر پرداخت. روشن است که روش‌های نزدیکترین همسایه‌ی اصلاح شده و تبدیل ویولت از جهت مقاوم بودن نسبت به تعیین دقیق پارامترها در برابر روش‌های تقریب غیرخطی و شبکه‌های عصبی - نزدیکترین همسایه دارای برتری می‌باشند.

۵-۲- پیشنهادات

در این پایان‌نامه روش جدیدی برای پیش‌بینی سری زمانی آشوبی بر مبنای روش تبدیل موجک ارائه شده است. شاید با استفاده از تبدیلات دیگری همچون تبدیل والش و تبدیل بسل بتوان به پیش‌بینی قابل اعتمادتری نسبت به پیش‌بینی مبتنی بر تبدیل موجک دست یافت. همچنین همان‌طور که در پایان‌نامه اشاره شد یکی از کاربردهای روش‌های ارائه شده، پیش‌بینی سری زمانی قلب می‌باشد که در این زمینه حصول به افق پیش‌بینی طولانی‌تر در عین دقت مناسب مد نظر می‌باشد. ترکیب روش پیش-

بینی سری زمانی قلب و پیش‌بینی HRV به منظور پیش‌بینی طولانی مدت سری زمانی قلب می‌تواند به عنوان افق آینده تحقیق بعدی مورد بررسی قرار گیرد. بدیهی است که پیش‌بینی درست و طولانی سری زمانی قلب می‌تواند نقش مهمی را در سلامت بیماران و پیشگیری از حملات قلبی ایفا کند.

به امید روزی که شعله‌ی زندگی بیج بیماری به دلیل تشخیص غلط و دیر هنگام خاموش
نگردد.

به امید روزی که با پیش بینی حوادث طبیعی قبل از وقوع آن بیج کودکی از کانون
گرم خانواده محروم نگردد.

- [1] C. Chatfield, the Analysis of Time Series: An Introduction. Chapman & Hall/CRC, 2004.
- [2] C. Gao and J. Qian, "Evidence of Chaotic Behavior in Noise from Industrial Process," IEEE Trans. Signal Processing, vol. 55, no. 6, Part 2, pp. 2877-2884, June 2007.
- [3] S.H.Strogatz, Nonlinear Dynamics and Chaos, Perseus Books Publishing Press 1994, L.L.C.
- [4] G.L.Baker, J.P.Gollub, Chaotic Dynamics: An Introduction, Second edition, Cambridge Univ. Press, 1996.
- [5] J.C. Sprott, in: Chaos and Time Series Analysis, Oxford University Press, Oxford, 2003.
- [6] T.Kapitaniak, Chaotic Oscillations in Mechanical System, Manchester University Press, 1991
- [7] T.parker, L.O.Chua, Practical Numerical Algorithms for Chaotic Systems, Springer , New York, 1989
- [۸] حمید خالوزاده، علی خاکی صدیق ، ارزیابی روش های پیش‌بینی پذیری قیمت سهام و تعیین میزان قابلیت پیش‌بینی در بازار بورس تهران، مجله علمی پژوهشی مدرس دوره ۷ شماره ۳، صفحه ۸۷-۶۱، پاییز ۱۳۸۲
- [۹] کیومرث آقایی ، بهروز پور سیدی ، پیش بینی قیمت فولاد با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی ANN و مقایسه ی نتایج آن با روش ARMIA، فصلنامه بررسی های اقتصادی ، دوره ۳ شماره ۱ صفحه ۱۶۲-۱۳۳، بهار ۸۵
- [10] Z. Ye and L. Gu, "A Fuzzy System for Trading the Shanghai Stock Market," Trading on the Edge, Neural, Genetic, and Fuzzy Systems for Chaotic Financial Markets, G.J. Deboeck, ed., pp. 207-214, Wiley, 1994.
- [11] A. Weigend and N. Gershenfeld, Time Series Prediction: Forecasting the Future and Understanding the Past. Addison-Wesley, 1994.
- [12] N.H.Pakard, J.P.Crutchfield, J.D.Farmer, R.S.Shaw, Geometry from Time Series, Physics Review Letter 45, pp. 712-716, 1980
- [13] F.Taken, Detecting Strange Attractors in Turbulance, Lecture Note in Mathematics, Vol.898, pp. 366-381,1981
- [14] R.Mane, On the Dimension of the Compact Invariant sets of Certain Nonlinear Maps, Lecture Note in Mathematics, Vol.898, pp.230-242, 1981
- [15] A.M.Fraser, Information and Entropy in Strange Attractors, IEEE Transaction on Information Theory, 35, pp. 245-262, 1989
- [16] W.H.Press, B.P.Flannery, S.A.Teukolsky, W.T.Vetterling, The Art of Scientific Computing, Cambridge Univ Press, 1986
- [17] A.M.Fraser, H.Swinney, Independent Coordinates for Strange Attractors from Mutual Information, Physics Review, Vol 33, pp.1134-1140, 1986
- [18] H.D.Abarbanel, R.Brown, J.J.Sidorowich, L.S.Tsimring, The Analysis of Observed Chaotic Data in Physical Systems, Review of Modern Physics, Vol 65, Issue 4, pp. 1331-1392, October 1993
- [19] R.Brown, Using Near Neighbour to Determine Embedding Dimension for Phase Space Reconstruction, 1st Experimental Chaos Conference, pp.24-30, Singapore 1992
- [20] P.Grassberger, I.Procaccia, Characterization of Strange Attractors, Physics Review Letter, Vol 50, pp.346-349, 1983

- [۲۱] مرتضی رحمانی، فهیمه صائبی، نرجس علی بخشی، کاربرد نظریه آشوب و فراکتال در پیش بینی سری های زمانی، انتشارات جهاد دانشگاهی واحد صنعتی شریف، ۱۳۹۰
- [22] A.M.Albano, J.Muench, C.Schwartz, A.I.Mees, P.E.Rapp, Singular Value Decomposition and the Grassberger-Procaccia Algorithm, *Physics Review A*, Vol 38, 00. 3017-3026, 1988
- [23] M.Casdagli, D.D.Jardins, S.Eubank, J.D.Farmer, J.Gibson, N.Hunter, J.Theiler, *Nonlinear Modeling of Chaotic Time Series: Theory and Applications*, Electric Power Research Institute Workshop on Applications of Chaos, San Francisco, December 1990
- [24] B. Qian, K. Rasheed, Stock market prediction with multiple classifiers, *Applied Intelligence*, Vol.26,pp. 25–33, 2007
- [25] C. Chatfield, *the Analysis of Time Series: An Introduction*. Chapman & Hall/CRC, 2004.
- [26] R.C.Garcia, J.Contreras, M.Akkeren, “A GARCH Forecasting Model to Predict day-ahead Electricity Prices,” *IEEE Trans on Power Systems*, pp. 867-874, 2005.
- [27] C. Lee, A. Liu, and W. Chen, “Pattern Discovery of Fuzzy Time Series for Financial Prediction,” *IEEE Trans. Knowledge and Data Eng.*, vol. 18, no. 5, pp. 613-625, May 2006
- [28] Y.R. Park, T.J. Murray, C. Chen, Predicting sun spots using a layered perceptron neural network, *IEEE Transactions on Neural Networks*, pp.501–505, 1996
- [29] H. Leung, T. Lo, and S. Wang, “Prediction of Noisy Chaotic Time Series Using an Optimal Radial Basis Function Neural Network,” *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 12, no. 5, pp. 1163-1172, Sept. 2001.
- [30] M.Assaad,R.Bone´, H.Cardot, Predicting chaotic time series by boosted recurrent neural networks ,in: *Proceeding softhe International Conference on Neural InformationProcessing*,vol.4233,pp.831–840, 2006.
- [31] E.S. Garcia-Trevino and V. Alarcon-Aquino, “Single-Step Prediction of Chaotic Time Series Using Wavelet-Networks,” *Proc. Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conf. (CERMA ’06)*, vol. 1, pp. 243-248, Sept. 2006.
- [32] N. Sapankevych, R. Sankar, Time series prediction using support vector machines: a survey, *IEEE Computational Intelligence Magazine* 4 (2) 24–38, 2009
- [33] X. Wang, H. Zhang, C. Zhang, X. Cai, J. Wang, Prediction of chaotic time series using LS-SVM with automatic parameter selection, in: *Proceedings of the Sixth International Conference on Parallel and Distributed Computing – Applications and Technologies*, pp. 962–965, 2005
- [34] P.Liu, J.Yao, Application of Least Square Support Vector Machine based on Particle Swarm Optimization to Chaotic Time Series Prediction, *IEEE*, 458-462, 2009
- [35] W. Liu, Z. Dong, N. Chen, Neural Network Model Coupled with Phase Space Reconstruction and Its Application,*IEEE Third International Conference on Natural Computation* , 2007
- [36] W. Ibrahim and M. Morcos, “An Adaptive Fuzzy Self-Learning Technique for Prediction of Abnormal Operation of Electrical Systems,” *IEEE Trans. Power Delivery*, vol. 21, no. 4, pp. 1770-1777, Oct, 2006
- [۳۷] محمد رضا شفیعی چافی، حسین قلی زاده نرم، نگرشی نو در تفکیک هوشمند آریتمی های قلبی، بیستمین کنفرانس مهندسی برق ایران، تهران، اردیبهشت ۱۳۹۱

- [38] M. Ardalani-Farsa, S.Zolfaghari, Chaotic time series prediction with residual analysis method using hybrid Elman–NARX neural networks , *Neurocomputing* 73, 2540–2553, 2010
- [39] D. Tao, X.Hongfei, Chaotic Time Series Prediction Based on Radial Basis Function Network, Eighth ACIS International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking, and Parallel/Distributed Computing, 595-599, 2007
- [40] H. Tao, X.P. Ma, M.Y. Qiao, Selection of reconstruction variables and parameters in the phase space reconstruction on genetic algorithm, Fourth International Workshop on Chaos-Fractals Theories and Applications, 332-336, 2011
- [41] E.J.Kostelich, D.P.Lathrop, Time Series Prediction by Using the Method of Analogous, *Time Series Prediction: Forecasting Future and Understanding the Past*, pp.283-295, 1993
- [42] M. T .Hagan and M. B. Menhaj, “Training feed forward network with the Marquardt algorithm,” *IEEE Trans. on Neural Net.*, vol. 5, no. 6, pp.989-993, 1994.
- [43] J.E. Skinner, A.L. Goldberger, G. Mayer-Kress and R.E. Ideker, Chaos in the heart: Implications of clinical cardiology, *Bio/Technology* 8 , 1990
- [44] J. K. Kanters, N. H. Holstein-Rathlou, and E. Agner, Lack of evidence for low-dimensional chaos in heart rate variability, *J. Cardiovasc. Electrophysiol.* 5, 591–601, 1994.
- [45] Physiobank Archieve Index, MIT-BIH Arrhythmia Database <http://www.physionet.org/physiobank/database>
- [46] B.Karlik, Y.Ozbey, a New Approach for Arrhythmias Classification, *Proc. Of Annual International Conference of IEEE of Medicine and Biology Society*, 1996.
- [47] G.E.Oien, N.A.Bertelsen, T.Eftestol, J.H.Husoy, ECG Rhythm Classification Using Artificial Neural Networks, In *IEEE Digital Signal Processing Workshop*, pp. 514– 517, 1996.
- [48] Y.H.Hu, Customization of ECG Beat Classifiers Developed Using SOM&LVQ, *Engineering in Medicine and Biology Society*, 1997.
- [49] Z.Dokur, T. Olmez, E.Yazgan, Comparison of discrete wavelet and Fourier transforms for ECG beat classification, *IEEE Electronic Letters*, 35(18): 1502-1504, September 1999.
- [50] K.Minami, H.Nakajima, T.Toyoshima, Real-Time Discrimination of Ventricular Tachyarrhythmia with Fourier-Transform Neural Network, *IEEE Trans, on Biomedical Engineering*, Vol. 46, No. 2, pp.179 – 185, 1999.
- [51] P.D.Chazal, B.G.Celler, R.B.Reilly, Using Wavelet Coefficients for the Classification of the Electrocardiogram, *Engineering in Medicine and Biology Society, Proceedings of the 22nd Annual International Conference of the IEEE*, 2000.
- [52] Z.Dokur, T.Olmez, ECG beat classification by a novel hybrid neural network, *Elisevier Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 23(66): 167–181, 2001.
- [53] S. Osowski, T.H.Linh, ECG Beat Recognition Using Fuzzy Hybrid Neural Network, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, Vol 48, No. 11, pp. 1265 – 1271, 2001.
- [54] M.Engin, ECG Beat Classification Using Neuro-Fuzzy Network, *Pattern Recognition Letters*, Vol. 25, No. 15, pp. 1715 – 1722, 2004.
- [55] I.Guler, E.D. Ubeyli, “A Modified Mixture of Experts Network Structure for ECG Beats Classification with Diverse Features”, *Eng. Appl. on Artificial Intell.*, Vol. 18, No. 7, pp. 845 – 856, 2005.

- [56] F.Melgani, Classification of Electrocardiogram Signals With Support Vector Machines and Particle Swarm Optimization, IEEE Tran on Information Technology in Biomedicine, Vol. 12, No. 5, September 2008.
- [57] A.R.Sahab, Y.M.Gilmalek, an Automatic Diagnostic Machine for ECG Arrhythmias Classification Based on Wavelet Transformation and Neural Networks, International Journal of Circuits, Systems and Signal Processing, 2011.

واژه نامه فارسی به انگلیسی

Arrhythmia	ضربان نامنظم قلبی	Purkinje fibers	الیاف پورکینژ
Normal	طبیعی	Butterfly effect	اثر پروانه‌ای
Coronary Artrey	عروق کرونر	Specificity	اختصاصی بودن
Interval	فاصله	Mutual information	اطلاعات دوجانبه
Deterministic	قطعی	Moving average	انتقال میانگین
Stretching	کشیدگی	Left bondle branch block	انسداد شاخه‌ای چپ
AV node	گره بین شاخه ای	Right bandel branch block	انسداد شاخه‌ای راست
Senatorial node	گره سینوسی - دهلیزی	Premature ventricular contraction	انقباض زودرس بطنی
PSO	الگوریتم پرندگان	Chaotic	آشوبی
Support vector machine	ماشین بردار پشتیبان	Principle Component Analysis	آنالیز مولفه های اساسی
Bounded	محدود	Reconstructed phase space	بازسازی فضای فاز
Internodal pathway	مسیر بین گره‌ای	Recurrent	بازگشتی
Depolarization	ناقطبی شدن	Segment	بخش -قطعه
Aperiodic	نامنظم	Hypertrophy	بزرگ شدن عضوی بیش از حد لزوم
Heart rate variability	نرخ ضربان قلبی	Largest lyapunov exponent	بزرگترین نمای لیاپانوف
Statistical Learning Theory	نظریه یادگیری آماری	Update	بهنگام سازی
Pace rhythm	نوعی ضربان قلب	Endocardium	پرده درونی قلب
Statistical Feature	ویژگی آماری	Predictor	پیش بین
Fuzzy feature	ویژگی فازی	Folding	تاخوردگی
Isoelectric	هم توان	Electrocardiogram	ثبت ضربان قلب بوسیله برق
		Sensitivity	حساسیت
		Autoregressive	خودبازگشتی
		Pacemaker	دستگاه تنظیم کننده ضربان قلب
		Strange Attractor	رباینده شگفت
		Overdrive suppression	سرکوب سرعتی
		Bundle of His	شاخه هیس
		RBF	شبکه توابع بنیادی شعاعی
		Multi layer peregtrone	شبکه عصبی چند لایه

واژه نامه انگلیسی به فارسی

Aperiodic	نامنظم	Overdrive suppression	سرکوب سرعتی
Arrhythmia	ضربان نامنظم قلبی	Pace rhythm	نوعی ضربان قلب
Autoregressive	خودبازگشتی	Pacemaker	دستگاه تنظیم کننده ضربان قلب
AV node	گره بین شاخه ای	Predictor	پیش بین
Bounded	محدود	Premature ventricular contraction	انقباض زودرس بطنی
Bundle of His	شاخه هیس	Principle Component Analysis	آنالیز مولفه های اساسی
Butterfly effect	اثر پروانه‌ای	PSO	الگوریتم پرندگان
Chaotic	آشوبی	Purkinje fibers	الیاف پورکینز
Coronary Artrey	عروق کرونر	RBF	شبکه توابه بنیادی شعاعی
Depolarization	ناقطبی شدن	Reconstructed phase space	بازسازی فضای فاز
Deterministic	قطعی	Recurrent	بازگشتی
Electrocardiogram	ثبت ضربان قلب بوسیله برق	Right bandel branch block	انسداد شاخه‌ای راست
Endocardium	پرده درونی قلب	Segment	بخش - قطعه
Folding	تاخوردگی	Senatorial node	گره سینوسی - دهلیزی
Fuzzy feature	ویژگی فازی	Sensitivity	حساسیت
Heart rate variability	نرخ ضربان قلبی	Specificity	اختصاصی بودن
Hypertrophy	بزرگ شدن عضوی بیش از حد لزوم	Statistical Feature	ویژگی آماری
Internodal pathway	مسیر بین گره‌ای	Statistical Learning Theory	نظریه یادگیری آماری
Interval	فاصله	Strange Attractor	رباینده شگفت
Isoelectric	هم توان	Stretching	کشیدگی
Largest lyapunov exponent	بزرگترین نمای لیاپانوف	Support vector machine	ماشین بردار پشتیبان
Left bondle branch block	انسداد شاخه‌ای چپ	Update	بهنگام سازی
Moving average	انتقال میانگین		
Multi layer perectrone	شبکه عصبی چند لایه		
Mutual information	اطلاعات دوجانبه		
Normal	طبیعی		

Abstract

Time series are regularly sampled quantities which are obtained from the output of observed system. Among various types of time series, chaotic time series are often found in natural phenomena. Exacutive sensitive to initial condition which is found in chaotic systems causes a lot of problems in prediction such as prediction horizon in long term forecasting and accuracy of prediction in short term forecasting. So increasing both prediction horizon in long term forecasting and accuracy in short term forecasting, is considered as a main activities carried on in this thesis. Research carried out during this thesis resulted in two methods in short term forecasting and four methods in long term forecasting of chaotic time series. To further evaluation, the proposed methods are used to predict biomedical signals such as ECG and HRV. In ordet to indicate the practical application of proposed methods in medical field, they have been used to classify five groups of cardial arrhythmia. The results illustrate the ability of fuzzy feature in heart bit classification.

Keywords: Chaos – Time series – Prediction – Phase space reconstruction



Shahrood
University of
Technology

**Predicting chaotic time series in reconstructed phase space
using nonlinear methods**

Thesis

Submitted in Partial Fulfillment of the
Requirements for the Degree of Master of Science (M.Sc.)
In Electrical Engineering, Control Systems

Department of Electrical Engineering
School of Engineering
Shahrood University of Technology

By:

Mohammad reza Shafiee Chafi

Supervisor:

Dr.Hossein Gholizade Narm

January 2013

