

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشگاه پیام نور  
دانشکده علوم پایه  
واحد تهران شرق  
پایان نامه  
برای دریافت مدرک کارشناسی ارشد  
رشته آمار ریاضی  
گروه آمار

عنوان پایان نامه:

بر آوردگر استوار فرآیندهای ARFIMA تحت نقاط دورافتاده جمع پذیر  
حمیده درستکار

استاد راهنما:

دکتر مسعود یارمحمدی

استاد مشاور:

دکتر علی شادرخ

شهریور ۱۳۹۱

تقدیم به پدر و مادر عزیزم

که بعد از یکانه خالق، مستی، همواره پشتیبان من در تمام عرصه های زندگی به ویژه

تحصیل علم بوده اند.

## سپاس‌گزاری...۰

سپاس خداوندی را که سخنوران از ستودن او عاجزند، و حسابگران از شمارش نعمت‌های او ناتوان، و تلامذگان از ادای حق او درمانده‌اند. با تقدیر و سپاس از استاد گرانقدر، جناب آقای دکتر مسعود یارمحمدی که به‌مباره باره‌هایی‌های ارزشمند خویش مراد تدوین این پایان‌نامه یاری نمودند.

از استاد گرامی جناب آقای دکتر علی شادخ که زحمت مشاوره‌ی این پایان‌نامه را بر عهده گرفتند کمال تشکر را دارم. همچنین از استاد محترم جناب آقای دکتر عادل محمدپور که زحمت مطالعه و داوری این اثر را قبل از منتهی‌الامر می‌نمایم. در پایان بر خود واجب می‌دانم از زحمات خانواده و دوستانم در طول دوران تحصیل تشکر و قدرانی نمایم.

حمیده درنگار

شهریور ۱۳۹۱

## چکیده

در این پایان نامه برآوردگر نیمه پارامتری از خانواده برآوردگرهای لگاریتم دوره نگار رگرسیون (GPH) برای برآورد پارامتر تفاضل گیری کسری در مدل اتورگرسیو میانگین متحرک جمعی کسری (ARFIMA) که در برابر نقاط دورافتاده جمع پذیر استوار می باشد، معرفی می کنیم. شیوه یافتن این برآوردگر مبتنی بر برآوردگر استواری از تابع اتوکواریانس ام آ وای و جتتون (۲۰۰۰) می باشد که برای بدست آوردن یک دوره نگار استوار شده مورد استفاده قرار گرفته است. برآوردگر پارامتر حافظه بلند مدت استوار یک نوع دیگری از برآوردگر معروف پیشنهاد شده بوسیله گوپک و پورتر-هداک (۱۹۸۳) به نام GPH می باشد. نتایج شبیه سازی مونت کارلو نشان می دهند که برآوردگر پیشنهادی برای پارامتر تفاضل گیری موقعی که داده ها حاوی نقاط دورافتاده جمع پذیر باشند استوار می باشد.

واژه های کلیدی: نقاط دورافتاده جمع پذیر، مدل ARFIMA، حافظه بلندمدت، استواری

## فهرست مطالب

صفحه	عنوان
۱	مقدمه
۵	فصل اول - مروری بر برخی مفاهیم سریهای زمانی
۶	۱-۱ شرح و بررسی مفاهیم کلی
۶	۱-۱-۱ سری زمانی
۶	۱-۱-۲ فرآیند تصادفی
۷	۱-۱-۳ مانایی
۷	۱-۱-۴ اغتشاش خالص (نوفه سفید)
۷	۱-۱-۵ تابع اتوکواریانس، خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی درتاخیر $K$
۸	۱-۱-۶ مفهوم انباشتگی
۹	۲-۱ نمایش طیفی سری زمانی
۹	۱-۲-۱ دوره نگار
۹	۲-۲-۱ طیف و نمایش طیفی
۱۰	۳-۲-۱ تابع توزیع طیفی و تابع چگالی طیفی
۱۱	۴-۲-۱ طیف هموار شده
۱۳	۳-۱ مروری بر برخی الگوها در مدل سازی سری زمانی
۱۴	۱-۳-۱ مدل اتورگرسیو مرتبه $P$ یا $AR(p)$

- ۱۴ ..... مدل میانگین متحرک مرتبه  $q$  یا  $MA(q)$  ..... ۲-۳-۱
- ۱۵ ..... مدل مرکب کلی  $ARMA(p,q)$  ..... ۳-۳-۱
- ۱۵ ..... مدل اتورگرسیو میانگین متحرک تلفیق شده (ARIMA) ..... ۴-۳-۱
- ۱۵ ..... مدل اتورگرسیو میانگین متحرک جمعی کسری (ARFIMA) ..... ۵-۳-۱
- ۱۶ ..... برخی مفاهیم کاربردی ..... ۴-۱
- ۱۶ ..... نقطه فروریزش ..... ۱-۴-۱
- ۱۷ ..... تابع موثر ..... ۲-۴-۱
- ۱۷ ..... معادلات یول واکر برای ضریب اتورگرسیو ..... ۳-۴-۱
- ۱۸ ..... نمودار جعبه ای (باکس - ویسکر) ..... ۴-۴-۱
- ۲۲ ..... فصل دوم - فرآیندهای ARFIMA ..... ۲۲
- ۲۳ ..... مقدمه‌ای بر سریهای زمانی با حافظه بلندمدت ..... ۱-۲
- ۲۷ ..... مدل اتورگرسیو میانگین متحرک جمعی کسری (ARFIMA) ..... ۲-۲
- ۲۸ ..... اهمیت تفاضل‌گیری کسری ..... ۱-۲-۲
- ۳۰ ..... مفهوم تفاضل‌گیری کسری ..... ۲-۲-۲
- ۳۲ ..... ویژگی‌های فرآیندهای  $ARFIMA(p,d,q)$  ..... ۳-۲-۲
- ۳۲ ..... تعریف فرآیند  $ARFIMA(p,d,q)$  ..... ۴-۲-۲
- ۵-۲-۲ ..... مقایسه رفتار توابع خودهمبستگی و چگالی طیفی فرآیندهای
- ۳۳ ..... ARFIMA و ARIMA ..... ۳۳
- ۳۶ ..... فرآیندهای ARFIMA نامانا ..... ۶-۲-۲

۳۶	.....	۳-۲ برآورد پارامتر تفاضل گیری در ARFIMA مانا و نامانا
۳۷	.....	۱-۳-۲ روش لگاریتم دوره نگار (GPH)
۳۸	.....	۲-۳-۲ برآورد پارامتر تفاضل گیری در ARFIMA نامانا
۴۰	.....	فصل سوم - برآوردگر استوار پارامتر تفاضل گیری کسری
۴۱	.....	۱-۳ نقاط دورافتاده
۴۲	.....	۱-۱-۳ مدل نقطه دورافتاده جمع پذیر (AO)
۴۳	.....	۲-۱-۳ تاثیر نقاط دورافتاده جمع پذیر بر مدل های مانا
۵۲	.....	۲-۳ برآوردگر پارامتر حافظه بلندمدت
۵۳	.....	۱-۲-۳ برآوردگر لگاریتم دوره نگار رگرسیون GPH
۵۸	.....	۳-۳ برآوردگر استوار
۶۰	.....	۱-۳-۳ برآوردگرهای استوار برای توابع اتوکواریانس و خودهمبستگی
۶۴	.....	۲-۳-۳ نقطه فروریزش
۶۷	.....	۳-۳-۳ تابع موثر
۶۸	.....	۴-۳-۳ برآوردگر استوار پارامتر تفاضل گیری کسری (d)
۷۲	.....	فصل چهارم - شبیه سازی و نتیجه گیری
۷۳	.....	۱-۴ نتایج شبیه سازی مونت کارلو
۸۳	.....	۲-۴ کاربرد
۸۵	.....	۳-۴ نتیجه گیری
۸۶	.....	پیوست ها



پیوست ۱: اثبات قضایا ..... ۸۷

پیوست ۲: کد جداول و شکل‌ها ..... ۹۲

منابع و مآخذ ..... ۱۰۷

فهرست منابع فارسی ..... ۱۰۷

فهرست منابع انگلیسی ..... ۱۰۸

## فهرست جداول و شکل ها

صفحه	عنوان
۷۵	جدول ۱-۴
۷۷	جدول ۲-۴
۷۹	جدول ۳-۴
۸۲	جدول ۴-۴
۸۴	جدول ۵-۴
۳۳	شکل ۱-۲
۵۱	شکل ۱-۳
۶۳	شکل ۲-۳
۷۰	شکل ۳-۳
۷۴	شکل ۱-۴
۸۳	شکل ۲-۴

## مقدمه

اغلب اوقات سریهای زمانی اقتصادی و مالی با مشاهدات نابهنجار و غیرمعمول (نقاط دورافتاده)<sup>۱</sup> آلوده می‌شوند. اثرات مربوط به این داده‌ها بر برآورد پارامترهای مدل‌های میانگین متحرک جمع بسته اتورگرسیو (ARIMA) توسط محققین زیادی بررسی شده است. به عنوان مثال لدالتر<sup>۲</sup> (۱۹۸۹) نشان داد که پیش بینی‌های فاصله‌ای برخلاف پیش بینی‌های نقطه‌ای به طور قابل ملاحظه‌ای نسبت به نقاط دورافتاده جمع‌پذیر حساس‌ترند. شانگ و همکارانش<sup>۳</sup> (۱۹۸۸) و چن و لیو<sup>۴</sup> (۱۹۹۳) نشان دادند که برآورد پارامترها در مدل‌های ARMA، زمانی که حاوی نقاط دورافتاده هستند دارای اریبی بیشتری است. دوچ و همکارانش<sup>۵</sup> (۱۹۹۰) و شان<sup>۶</sup> (۱۹۹۲-۱۹۹۵) اریبی استخراج شده از خودهمبستگی‌های نمونه را معلول نقاط دورافتاده دانستند. نقاط دورافتاده در سریهای زمانی چند متغیری، توجه تعداد زیادی از محققین را بخود جلب کرده است، به عنوان مثال تی سی و همکارانش<sup>۷</sup> (۲۰۰۰) اثر نقاط دورافتاده را در بحث چند متغیری روی مدل‌های حاشیه‌ای و توام بررسی نموده‌اند.

در اوایل سال ۱۹۸۰، گرنجر و جویکس<sup>۸</sup> (۱۹۸۰) و هاسکینگ<sup>۹</sup> (۱۹۸۱) تعمیمی از فرآیند ARIMA را که در آن پارامتر تفاضل‌گیری می‌تواند مقادیر ناصحیح فرض شود به عنوان فرآیند ARFIMA پیشنهاد کردند. هاسکینگ (۱۹۸۱) نشان داد که سریهای زمانی با نمایش ARFIMA که در آن  $d \in (0, 0.5)$  مانا و با حافظه بلندمدت می‌باشند. قسمت اخیر بوسیله خودهمبستگی‌های معنی‌دار آماری در تاخیرهای طولانی یا بعبارت دیگر بوسیله منحصر بفرد بودن یک چگالی طیفی با فرکانس صفر بیان شده است.

<sup>1</sup> - Outliers

<sup>2</sup> - Ledolter

<sup>3</sup> - Chang et al

<sup>4</sup> - Chen & Liu

<sup>5</sup> - Deutsch et al

<sup>6</sup> - Chan

<sup>7</sup> - Tsay et al

<sup>8</sup> - Granger & Joyeux

<sup>9</sup> - Hosking

در این پایان نامه، استراتژی برآورد پارامتر، نیمه پارامتری برای رتبه تفاضل گیری  $d$  در مدل های ARFIMA پیشنهاد شده است. روش های پارامتری، بطور نمونه حداکثر درستنمایی، برای برآورد توام پارامتر تفاضل گیری و پارامترهای شاخص در نمایش MA و AR، نیز استفاده می شوند. (براون (۱۹۹۵)).

در روش نیمه پارامتری، برآورد پارامتر در دو مرحله محاسبه می شود:

در مرحله نخست برآورد رتبه تفاضل گیری  $d$  با استفاده از لگاریتم دوره نگار رگرسیون<sup>۱</sup> محاسبه شده و سپس پارامترهای MA و AR بعد از تفاضل گیری سری برآورد می شوند. معروفترین برآوردگر نیمه پارامتری بوسیله گوئیگ و پورتر-هداک<sup>۲</sup> (۱۹۸۳) پیشنهاد شد، انواع دیگری از این برآوردگر توسط ریزن<sup>۳</sup> (۱۹۹۴) و رابینسون<sup>۴</sup> (۱۹۹۵) و اشخاص دیگری ارائه گردید.

از جمله کاربردهای عملی مدل ARFIMA می توان به موارد زیر اشاره نمود:

• در اقتصاد و زمینه مالی و سرمایه گذاری توسط ریزن و همکارانش (۲۰۰۳); باهاردویچ و

سانسون<sup>۵</sup> (۲۰۰۶)

• کاربرد آن در هواشناسی توسط بایلی و شانگ<sup>۶</sup> (۲۰۰۲)

هالدراپ و نیلسین (۲۰۰۷) تاثیر کمیت های خطا<sup>۷</sup>، نقاط دورافتاده و گسستگی های ساختاری<sup>۸</sup> دیگر را روی برآورد پارامتر با حافظه بلند مدت ارزیابی کردند. نتایج نشان می دهند که چنین تاثیراتی می توانند کاملاً اساسی و نیازمند بررسی باشند. یک نقطه دورافتاده جمع پذیر در داده ها اساساً می تواند یک ارزیابی در برآورد پارامتر تفاضل گیری ایجاد کند.

<sup>۱</sup> - a log-periodogram regression

<sup>۲</sup> - Gewek & Porter-Hudak

<sup>۳</sup> - Reisen

<sup>۴</sup> - Robinson

<sup>۵</sup> - Bhardwaj & Swanson

<sup>۶</sup> - Baillie & Chang

<sup>۷</sup> - Measurement errors

<sup>۸</sup> - Structural breaks

آن‌ها نتیجه گرفتند که برآوردگرهای نیمه پارامتری بر مبنای رگرسیون، وقتی که پهنای باند<sup>۱</sup> - که برابر است با تعداد فرکانس استفاده شده در برآورد - کوچک است، اریبی کمتری دارند. محققین شیوه‌های پیشنهاد شده توسط فیلیپس و سان<sup>۲</sup> (۲۰۰۳) را که افزودن یک عامل غیرخطی به لگاریتم دوره نگار رگرسیون به عنوان راهی برای مینیمم کردن هر اریبی موجود، توصیه می‌کنند. بیاسگلی و آگوستینلی<sup>۳</sup> (۲۰۰۳) استفاده از شیوه حداکثر درست‌نمایی وزن دار<sup>۴</sup> را به عنوان یک تعدیل از برآوردگر ارائه شده به وسیله براون<sup>۵</sup> (۱۹۹۴) پیشنهاد کردند.

در این پایان نامه، یک برآوردگر استوار برای پارامتر حافظه بلندمدت در فرآیند ARFIMA که در مقابل نقاط دورافتاده جمع‌پذیر استوار می‌باشد، ارائه می‌شود. شیوه یافتن این برآوردگر مبتنی بر برآوردگر استواری از تابع اتوکواریانس (ACOVF) ام آ وای و جنتون<sup>۶</sup> (۲۰۰۰) می‌باشد که برای بدست آوردن یک دوره نگار<sup>۷</sup> استوار شده مورد استفاده قرار گرفته است. برآوردگر پارامتر حافظه بلند مدت استوار یک نوع دیگری از برآوردگر معروف پیشنهاد شده بوسیله گوئیگ و پورتر - هداک (۱۹۸۳) به نام GPH می‌باشد. استواری این برآوردگر از طریق شبیه‌سازی مونت کارلو<sup>۸</sup> در فصل ۴ نشان داده می‌شود.

این پایان نامه شامل فصل‌های زیر می‌باشد:

- در فصل ۱، برخی مفاهیم سریهای زمانی مورد استفاده در فصل‌های ۲، ۳ و ۴ ارائه می‌شود.
- در فصل ۲، سریهای زمانی با حافظه بلندمدت، فرآیندهای ARFIMA، تفاضل‌گیری کسری، روش برآورد پارامتر تفاضل‌گیری شرح داده شده است.

<sup>1</sup> - Bandwidth

<sup>2</sup> - Phillips & Sun

<sup>3</sup> - Bisaglia & Agostinelli

<sup>4</sup> - Weighted maximum likelihood <sup>7</sup>-Periodogram

<sup>5</sup> - Beran

<sup>6</sup> - Ma & Genton

<sup>8</sup>-Monte Carlo Simulation

- در فصل ۳، نقاط دورافتاده در سریهای زمانی، تاثیر نقاط دورافتاده جمع‌پذیر بر برآورد پارامترهای مدل‌های مانا، برخی خواص تابع اتوکواریانس استوار، برآوردگرهای استوار برای توابع اتوکواریانس، خودهمبستگی و در آخر یک برآوردگر استوار برای رتبه تفاضل‌گیری کسری  $d$  در مدل  $ARFIMA(p,d,q)$  محاسبه شده است.
- در فصل ۴، روش‌های شبیه‌سازی مونت کارلو جهت بررسی این برآوردگر استوار ارائه و مورد بحث واقع شده است.

# فصل اول

مروری بر برخی مفاهیم سریهای

زمانی

## مقدمه

برای مطالعه فرآیندهای با حافظه بلندمدت لازم است مروری بر سری زمانی داشته باشیم که قسمت‌هایی از نمایش طیفی را نیز شامل می‌شود. در بخش ۱-۱ با نگاهی کلی به تجزیه و تحلیل سری زمانی، به مباحث مانایی، انباشتگی، توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی اشاره کرده و در بخش ۱-۲ به معرفی نمایش طیفی سری زمانی خواهیم پرداخت. در بخش ۱-۳ نیز مدل‌های مختلف در مدل‌بندی‌های سریهای زمانی را معرفی خواهیم کرد. در بخش ۱-۴ نیز برخی تعاریف کاربردی مورد استفاده در این پایان نامه مورد مطالعه قرار گرفته‌اند.

## ۱-۱ شرح و بررسی مفاهیم کلی

### ۱-۱-۱ سری زمانی

یک سری زمانی مجموعه‌ای از مشاهدات است که بر حسب زمان مرتب شده‌اند. به عبارت دیگر می‌توان گفت یک سری زمانی عبارت است از داده‌هایی که از مشاهده یک پدیده در طول زمان بدست آمده‌اند. در یک تقسیم بندی کلی سریهای زمانی را به پیوسته و گسسته تقسیم می‌کنند. یک سری زمانی را پیوسته گویند هر گاه مشاهدات بطور پیوسته در طول زمان ایجاد شده باشند. یک سری زمانی را گسسته گویند هرگاه مشاهدات فقط در زمان‌های معینی که معمولاً به فواصل مساوی از یکدیگر قرار دارند اخذ شده باشند.

### ۱-۱-۲ فرآیند تصادفی

خانواده‌ای از متغیرهای تصادفی  $\{Z_t, t \in T\}$  است که روی یک فضای احتمال تعریف شده باشد به طوری که  $T$  مجموعه اندیس‌هاست.



### ۱-۱-۳ مانایی<sup>۱</sup>

مانایی بحث بسیار مهمی در مدل‌سازی سریهای زمانی می‌باشد زیرا بسیاری از مدل‌های احتمال سریهای زمانی بر مبنای مانایی سری استوار است. یک سری زمانی را مانای اکید گوئیم، هر گاه به ازای همه مقادیر  $h, t_1, t_2, \dots, t_n$  توزیع توأم  $Z_{t_1}, \dots, Z_{t_n}$  مانند توزیع توأم  $Z_{t_1+h}, \dots, Z_{t_n+h}$  باشد یعنی:

$$F_{Z_{t_1}, \dots, Z_{t_n}}(Z_1, \dots, Z_n) = F_{Z_{t_1+h}, \dots, Z_{t_n+h}}(Z_1, \dots, Z_n) \quad (1-1)$$

همچنین یک سری زمانی را مانای ضعیف یا مانای مرتبه دوم نامند، هر گاه میانگین آن ثابت بوده و تابع اتوکواریانس آن فقط به تأخیر  $k$  بستگی داشته باشد. به عبارت دیگر میانگین و تابع اتوکواریانس آن به زمان بستگی نداشته باشد.

### ۱-۱-۴ اغتشاش خالص (نوفه سفید)<sup>۲</sup>

به دنباله‌ای از متغیرهای تصادفی  $\{\varepsilon_t\}$  که مستقل و هم‌توزیع<sup>۳</sup> (iid) باشند اطلاق می‌شود. اهمیت این فرآیند به واسطه این است که فرآیندهای مفیدی را از آن می‌توان ساخت.

### ۱-۱-۵ تابع اتوکواریانس، خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی در تأخیر $k$

تابع اتوکواریانس، همبستگی بین مشاهداتی را که  $k$  واحد زمانی با یکدیگر اختلاف دارند اندازه می‌گیرد و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\gamma_k = \text{cov}(z_t, z_{t+k}) = E(z_t - \mu)(z_{t+k} - \mu) \quad (2-1)$$

تابع خودهمبستگی، عبارت است از همبستگی بین مشاهداتی که  $k$  واحد زمانی با یکدیگر فاصله دارند. تابع خودهمبستگی نظری که آن را با  $\rho_k$  نشان می‌دهند به شکل زیر تعریف می‌شود:

<sup>1</sup> - Stationary

<sup>2</sup> - White noise

<sup>3</sup> - independently and identically distribution

$$\rho_k = \frac{\text{cov}(z_t, z_{t+k})}{\text{var}(z_t)} = \frac{\gamma(k)}{\gamma(0)} \quad (3-1)$$

$\rho_k$  ضریب اتوکواریانس در تأخیر  $k$  است. معمولاً تابع خودهمبستگی را با  $ACF^1$  نشان می‌دهند.

همچنین تابع خودهمبستگی جزئی، همبستگی بین  $z_t$  و  $z_{t+k}$  بعد از حذف اثر متغیرهای

$z_{t+1}, z_{t+2}, \dots, z_{t+k-1}$  را ضریب خودهمبستگی جزئی می‌نامند. این خودهمبستگی‌ها را با  $\phi_{kk}$  نشان

می‌دهند. این تابع که آن را با  $PACF^2$  نیز نشان می‌دهند در تشخیص الگوی احتمالی مولد داده‌ها

استفاده می‌شود.

$$\phi_{kk} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-2} & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{k-3} & \rho_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & \rho_1 & \rho_k \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-2} & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{k-3} & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}}$$

### ۱-۱-۶ مفهوم انباشتگی<sup>۳</sup>

اگر یک سری زمانی یک بار تفاضلی شود و سری تفاضلی شده مانا باشد، آنگاه سری زمانی اصلی

انباشته از مرتبه اول نامیده و به صورت  $I(1)$  نشان داده می‌شود. در صورتی که یک سری زمانی پس

از دو بار تفاضل‌گیری حالت مانایی پیدا کند انباشته از مرتبه دوم می‌باشد و آن را با  $I(2)$  نشان

می‌دهند. بطور کلی اگر از یک سری زمانی  $d$  مرتبه تفاضل‌گیری شود، آن سری انباشته از مرتبه  $d$  یا

$I(d)$  است. بدین ترتیب هرگاه یک سری زمانی انباشته از مرتبه یک یا بالاتر باشد، آن سری نامانا

است. بنابراین فرآیند  $I(0)$  نشان‌دهنده یک فرآیند مانا می‌باشد.

<sup>1</sup> - Autocorrelation Function

<sup>2</sup> - Partial Autocorrelation Function

<sup>3</sup> - Integration

## ۲-۱ نمایش طیفی سری زمانی

### ۱-۲-۱ دوره نگار

راه دیگر تحلیل یک سری زمانی بر این فرض استوار است که سری از موج‌های سینوسی و کسینوسی با فرکانس‌های متفاوت تشکیل شده است. ابزاری که این ایده را بکار می‌گیرد دوره نگار است که برای اولین بار توسط اسکاستر<sup>۱</sup> (۱۸۹۸) معرفی شده است. دوره نگار در اصل برای جدا کردن و برآورد نمودن دامنه مؤلفه سینوسی با فرکانس‌های معلوم بکار می‌رود.

### ۲-۲-۱ طیف و نمایش طیفی

طیف یک تبدیل فوریه از تابع اتوکوریانس است. تبدیل فوریه، نامیده شده به اسم ریاضیدان فرانسوی ژوزف فوریه، یک تبدیل انتگرالی است که هر تابع  $f(t)$  را به یک تابع دیگر  $F(\lambda)$  منعکس می‌کند. در این صورت، به  $F(\lambda)$  تبدیل فوریه تابع  $f(t)$  می‌گویند. حالت خاص تبدیل فوریه، سری فوریه نام دارد و آن زمانی کاربرد دارد که تابع  $f(t)$  متناوب باشد، یعنی:  $f(t+T) = f(t)$ . چنانچه تابع متناوب نباشد و یا به عبارتی، تناوب آن برابر بی‌نهایت باشد ( $T \rightarrow \infty$ )، از سری فوریه عبارت زیر به دست می‌آید:

$$F(\lambda) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-i\lambda t} dt$$

$$f(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} F(\lambda) e^{i\lambda t} d\lambda$$

در واقع، سری فوریه، تابعی است که با استفاده از آن می‌توان هر تابع متناوب را به صورت جمعی از توابع نوسانی ساده (سینوسی، کسینوسی و یا تابع نمایی مختلط) نوشت. با بسط هر تابع به صورت

---

<sup>۱</sup> - Schuster

سری فوریه، مولفه‌های بسامدی آن به دست می‌آید. برای حل بسیاری از مسائل بهتر است که تابع در دامنه فرکانس تعریف شده باشد زیرا این دامنه ویژگی‌هایی دارد که به راحتی محاسبات می‌انجامد. فوریه بر این باور بود که هر گونه تابع متناوب را می‌توان به صورت جمعی از توابع سینوسی نوشت، این مطلب درست نمی‌باشد. شرایط لازم برای هر تابع متناوب برای اینکه به صورت فوریه نوشته شود به صورت زیر است:

- تابع در هر دوره تناوبی انتگرال پذیر باشد:

$$\int_a^{a+T} |f(z)| dz < \infty$$

- تابع فقط شمار محدودی بیشینه و کمینه دارد.
- تابع فقط شمار محدودی ناپیوستگی دارد.

نمایش طیفی، یک فرآیند مانای  $\{Z_t\}$  را به مجموعی از مؤلفه‌های سینوسی با ضرایب تصادفی ناهمبسته تجزیه می‌کند.

### ۱-۲-۳ تابع توزیع طیفی و تابع چگالی طیفی

برای تابع اتوکوریانس معلوم  $\gamma_k$ ، می‌توانیم نمایش طیفی را به صورت زیر بنویسیم:

$$\gamma_k = \int_{-\pi}^{\pi} e^{i\lambda k} dF(\lambda) \quad (4-1)$$

که در آن  $F(\lambda)$  تابع توزیع طیفی، نامیده می‌شود.

برای یک فرآیند مانای گسسته تصادفی، تابع توزیع طیفی، تابعی پیوسته (کراندار یکنوا) بر بازه  $(0, \pi)$  است و بنابراین می‌تواند نسبت به  $\lambda$  در این بازه مشتق‌پذیر باشد و مشتق آن را با  $f(\lambda)$  نمایش می‌دهند.