

پخش بار احتمالاتی با استفاده از تبدیل بی‌بوي کروی

محمد محمدی^۱ مهدی امینی^۲

۱- استادیار-دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر-دانشگاه شیراز

m.mohammadi@shirazu.ac.ir

۲- دانشجوی دکتری-دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر-دانشگاه شیراز

m.amini@shirazu.ac.ir

چکیده: امروزه با توسعه روزافزون منابع مختلف انرژی توزیع شده، مطالعه و بررسی شبکه‌های قدرت وارد عرصه‌ای شده است. با توجه به ماهیت اکثریت این نوع منابع انرژی که به شرایط مختلف محیطی وابستگی دارند، عدم قطعیت در شبکه‌های قدرت گسترش یافته‌لذا لزوم توجه به آنالیزهای احتمالاتی را ضروری نموده است. در میان روش‌های مختلف آنالیز احتمالاتی، روش‌های نقطه‌ای به دلیل سرعت بالا و همچنین پاسخ نسبتاً مناسب همواره مورد توجه محققان بوده‌اند. یکی از این روش‌ها که به تازگی در حل مسائل احتمالاتی مطرح شده، استفاده از تبدیل بی‌بوي می‌باشد. الگوریتم‌های مبتنی بر تبدیل بی‌بوي ابزارهای قادر تمندی جهت تحلیل مسائل احتمالاتی بوده و مهمترین ویژگی آنها نسبت به روش‌های نقطه‌ای متداول، امکان تحلیل مسائل احتمالاتی با متغیرهای وابسته می‌باشد. در این مقاله استفاده از تبدیل بی‌بوي در مسائل پخش بار احتمالاتی پیشنهاد شده است. در ادامه ضمن پیاده‌سازی روش پیشنهادی بر روی یک شبکه قدرت آزمون، عملکرد آن در شرایط مختلف مورد ارزیابی و مقایسه با سایر روش‌های موجود قرار گرفته است. نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌ها بیانگر عملکرد مناسب روش مبتنی بر تبدیل بی‌بوي و سرعت عملکرد بسیار بالای آن در قیاس سایر روش‌ها می‌باشد. بنابراین روش تبدیل بی‌بوي می‌تواند به عنوان روشی سریع و دقیق در مطالعات پخش بار احتمالاتی خصوصاً در شبکه‌های قدرت بزرگ و پیچیده مورد استفاده قرار گیرد.

واژه‌های کلیدی: پخش بار احتمالاتی، تبدیل بی‌بوي کروی

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۲/۱۱/۱۹

تاریخ پذیرش مشروط مقاله: ۱۳۹۳/۰۷/۱۹

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۳/۱۰/۰۹

نام نویسنده‌ی مسئول: دکتر محمد محمدی

نشانی نویسنده‌ی مسئول: ایران- شیراز - خیابان زند- دانشگاه شیراز- دانشکده‌ی مهندسی



۱- مقدمه

محاسبات پخش بار در شبکه‌های قدرت یکی از ابزارهای مهم برای بهره‌برداران و برنامه‌ریزان شبکه می‌باشد. مطالعه پخش بار قطعی^۱ نیازمند در اختیار داشتن مقادیر مشخص بار، تولید و آرایش شبکه است؛ در حالیکه عدم قطعیت‌های بسیاری در شبکه‌های گستردۀ به دلیل وقوع تجدید ساختار در شبکه‌ها و گسترش استفاده از انرژی‌های نو و یا به سبب عوامل دیگر وجود دارد. توسعه استفاده، از انرژی‌های نو در تولید انرژی الکتریکی از قبیل انرژی باد که ذاتاً پدیده‌هایی تصادفی هستند، چالش‌های مهمی در بهره‌برداری از سیستم‌های قدرت به وجود آورده‌ند. در اینگونه شبکه‌ها دیگر مطالعات پخش بار قطعی توانایی محاسبه‌ی متغیرهای سیستم را ندارد و بنابراین آنالیز‌های پخش بار احتمالاتی^۲ مورد توجه قرار گرفته‌اند. از آنجا که به کمک این روش‌ها متغیرهای سیستم از جمله لوثاز باس‌ها و توان‌های انتقالی در خطوط مرتبط در شبکه‌های دارای ساختار غیرقطبی قابل استحصال است، روش‌های پخش بار احتمالاتی در بهره‌برداری و همچنین برنامه‌ریزی شبکه بسیار گره گشا هستند^[۱].

انجام مطالعات پخش بار برای ترکیب همه‌ی حالات ممکن و احتمالی بار، تولید و آرایش‌های مختلف شبکه به دلیل حجم بالای محاسبات عملأً نشدنی و یا حداقل بسیار سنگین است. بنابراین تلاش در جهت کاهش محاسبات با در نظر گرفتن حفظ دقت قابل قبول از اهمیت بالایی برخوردار است.

روش‌های احتمالاتی از اوایل دهه ۷۰ میلادی هنگامیکه عدم قطعیت در بار برای اولین بار مورد توجه قرار گرفت مطرح شدند^[۲]. این روش‌ها به دو گروه کلی قابل دست‌بندی هستند: روش‌های مبتنی بر شبیه‌سازی و روش‌های تحلیلی.

روش شبیه‌سازی مونت کارلو^۳ یکی از روش‌های متداوول در این زمینه است^[۳] که علیرغم دقت بالا و عدم وابستگی به ابعاد شبکه قدرت، بسیار زمان بر می‌پashد^[۴].

روش‌های تحلیلی که حجم محاسبات آنها به ابعاد سیستم وابسته است می‌توانند از کارآیی بالاتری برخوردار باشند. در مراجع [۵] و [۶] تئوری بسط ترکیبی کومولانت و گرام-چارلر^۴ برای پخش بار احتمالاتی مورد استفاده قرار گرفت. مرجع [۵] به تعیین تابع چگالی احتمال توان خط انتقال پرداخته و در مرجع [۷] پخش بار احتمالاتی AC با در نظر گرفتن نیروگاههای بادی مورد بررسی قرار گرفته است. به منظور کاهش زمان محاسبات در مرجع [۸] از تکنیک کانولوشن در حوزه فرکانسی گستته با به کارگیری تبدیل فوریه سریع استفاده شد. همچنین مرجع [۹] مدلسازی فازی را برای لاحظ کردن عدم قطعیت نیروگاههای بادی در مسائل پخش بار احتمالاتی به کار گرفته است.

در مراجع [۱۰] و [۱۱] رویکرد جدیدی بر مبنای روش‌های تخمین نقطه‌ای^۵ در جهت تحلیلهای احتمالاتی ارائه گردید که بعدها در مرجع [۱۲] در پخش بار احتمالاتی مورد استفاده قرار گرفت. روش تخمین دونقطه‌ای^۶ نیز عنوان یکی از روش‌های تخمین نقطه‌ای جهت

مطالعه پخش بار احتمالاتی بهینه در مرجع [۱۳] به کار برده شده است. زمان محاسبات مرتبط با روش‌های مختلف تخمین نقطه‌ای متناسب و حتی بعض‌ا دارای یک رابطه نمایی با تعداد متغیرهای تصادفی است و این ویژگی استفاده از این روش‌ها در شبکه‌های بزرگ را غیر عملی ساخته است^[۱۴].

علاوه‌ه، لحاظ همبستگی بین متغیرهای تصادفی ورودی نیز موضوع مهمی در مطالعات شبکه قدرت مدرن است؛ بنابراین روش‌های احتمالاتی که به صورت ذاتی همبستگی متغیرها را در نظر می‌گیرند مورد توجه قرار گرفته‌اند. روش‌های تحلیلی بر مبنای برخی فرضیات ریاضی و الگوریتم‌های پیچیده شکل می‌گیرند و خطی‌سازی غالباً نقطه‌ی مشترک بین همه‌ی این روش‌های است که هنگام اعمال به آنالیزهای پخش بار احتمالاتی نقاط ضعف زیر را دارند^[۱۵]:

- ۱) ماتریس ژاکوبین می‌بایست در خطی‌سازی قابل محاسبه باشد. مatasفانه، محاسبه‌ی آن ممکن است یک فرآیند سنگین و مستعد خطا باشد.
- ۲) اگر انتشار خطا توسط تابع خطی به درستی تقریب زده شود، تبدیلات خطی‌سازی می‌توانند قابل اعتماد باشند. بنابراین روش‌های تحلیلی جدید با خواص زیر برای سیستم‌های احتمالاتی غیرخطی بسیار مفید می‌باشند^[۱۶]:

(۱) سطح دقت بالا

(۲) زمان اجرای معقول برای هر مسئله

(۳) سادگی در پیاده‌سازی

(۴) امکان در نظر گرفتن متغیرهای وابسته

برای برآورده کردن نیازمندی‌های فوق، روش جدیدی برای تبدیل غیرخطی میانگین‌ها و کواریانس‌های متغیرهای خروجی در فیلترها و تخمین‌گرها در مرجع [۱۶] پیشنهاد شد. تبدیل بی‌بو^۷ ثوری جدیدی است که عملکرد مناسبی در تبدیلات غیرخطی و تخمین‌گرهای حالت از خود نشان می‌دهد^[۱۵]؛ این روش بر روی سیستم‌های غیرخطی و مربیه‌ی بالا از قبیل سیستم‌های ناابری خودروهای سرعت بالا^[۱۷] و [۱۸]، سیستم‌های حمل و نقل عمومی^[۱۹]، سیستم‌های ترکیب داده^۸^[۲۰]، زیردریایی‌ها^[۲۱] و همچنین تخمین حالت در شبکه‌های قدرت^[۲۲] پیاده سازی شده است. در این کاربردها، روش تبدیل بی‌بو از سطح دقت بالایی برخوردار بوده و در قیاس روش مونت-کارلو بسیار سریعتر عمل می‌کند. در میان ویژگی‌های روش تبدیل بی‌بو، توانایی مدلسازی متغیرهای تصادفی وابسته در مسائلی که با اینگونه متغیرها در ارتباط است، مهمترین برتری این روش می‌باشد^[۱۶]. استفاده از تبدیل بی‌بو در آنالیز پخش بار احتمالاتی در سیستم‌های قدرت نیز سبقه‌ی کوتاهی دارد؛ اخیراً برای اولین بار یکی از الگوریتم‌های تبدیل بی‌بو در آنالیز پخش بار احتمالاتی توسط^[۱۴] مورد استفاده قرار گرفته است؛ که در آنچا با تخمین $2n+1$ نقطه‌ی سیگما^۹ برای n متغیر تصادفی ورودی، آنالیز پخش بار احتمالاتی انجام



$$Y = f(X) \quad (6)$$

که در این رابطه X و Y هر دو بردارهای شامل متغیرهای تصادفی هستند. بردار ورودی X شامل معلومات مطالعه‌ی پخش بار از قبیل بار، شرایط سیستم، متغیرهای معلوم و احدهای تولیدی و ... می‌باشد. بردار Y نیز از مجموعه‌ای از متغیرهای نامعلوم شبکه از قبیل ولتاژ و زاویه باس‌ها، توان نیروگاههای اسلک، توان راکتیو باس‌های PV و ... تشکیل شده است.

۳- روش‌های مرسوم پخش بار احتمالاتی

همانطور که در مقدمه بیان گردید، روش‌های مختلفی برای مطالعات پخش بار احتمالاتی ارائه گردیده‌اند که روش شبیه‌سازی مونت کارلو از بین روش‌های مبتنی بر شبیه‌سازی و روش تخمین دو نقطه‌ای و روش‌های موجود مبتنی بر تبدیل بی‌بو در میان روش‌های تحلیلی به صورت اجمالی معروفی می‌شوند.

۳-۱- روش مونت-کارلو (MC)

روش مونت-کارلو یک روش شبیه‌سازی است که جهت یافتن تابع توزیع احتمال (PDF) در مسائل احتمالاتی که از متغیرهای تصادفی تشکیل شده‌اند به کار می‌رود. این روش غالباً در مواردی که مدل پیچیده، غیر خطی و یا متشکل از پارامترهای تصادفی زیادی است، استفاده می‌شود^[4]. هرچند روش شبیه‌سازی مونت-کارلو نتایج دقیقی را در بر ندارد، اما بسیار زمان بر است؛ بنابراین در کاربردهای آنلاین و در کاربردهایی که سایر روش‌ها پاسخگو هستند، روش مناسبی نیست.

۳-۲- روش تخمین دو نقطه‌ای (TPE)

در روش تخمین دو نقطه‌ای مسئله پخش بار احتمالاتی به چند زیر مسئله‌ی پخش بار غیر احتمالاتی تبدیل می‌شود. در این روش برای هر متغیر تصادفی دو مقدار غیرتصادفی که در دو طرف مقدار میانگین این متغیر هستند در نظر رفته می‌شود. حال پخش بار غیراحتمالاتی بر در نظر گرفتن هریک از این مقادیر و مقادیر متوسط سایر متغیرهای ورودی انجام می‌گیرد. محدودیت اصلی روش تخمین دو نقطه‌ای در عدم امکان در نظر گرفتن وابستگی بین متغیرهای تصادفی است^[13] هرچند روش اصلاح شده تخمین نقطه‌ای که از یک تبدیل چرخشی بر مبنای بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس استفاده می‌کند توانایی لحاظ وابستگی بین متغیرهای تصادفی را دارد^[11]، اما پیچیدگی‌های ریاضی قابل توجه، آن را در بسیاری موارد غیر کاربردی نموده است.

۳-۳- روش‌های موجود مبتنی بر تبدیل بی‌بو

۳-۳-۱- کلیات

برای حل مشکلات روش‌های آنالیز احتمالاتی موجود خصوصاً امکان در نظر گرفتن وابستگی بین متغیرهای تصادفی، روش‌های مبتنی بر

شده و نتایج خوبی را در مقایسه با روش‌های نقطه‌ای سابق به همراه داشته است.

در این مقاله، هدف اصلی افزایش سرعت فرآیند پخش بار احتمالاتی همراه با دستیابی به دقت قابل قبول خروجی‌ها می‌باشد؛ بدین منظور کاهش تعداد نقاط سیگما مورد توجه قرار گرفته است. با این رویکرد استفاده از تبدیل بی‌بوی کروی در مسائل پخش بار برای نخستین بار در این مقاله مطرح شده است. در ادامه ضمن شبهه‌سازی روش پیشنهادی در محاسبات پخش بار، به مقایسه این روش با روش‌های موجود پرداخته شده است. ملاحظه می‌گردد همزمان با سرعت بالاتر الگوریتم بی‌بوی کروی در بین سایر روش‌های موجود، دقت قابل قبول عملکرد آن نیز مشهود است. بنابراین روش تبدیل بی‌بوی کروی می‌تواند به عنوان روشی سریع و دقیق در مطالعات پخش بار احتمالاتی خصوصاً در شبکه‌های قدرت بزرگ و پیچیده مورد استفاده قرار گیرد.

۲- مسئله پخش بار احتمالاتی

محاسبات پخش بار یکی از فعالیت‌های ضروری در بهره‌برداری از سیستم‌های قدرت است. در اینجا این مسئله به صورت مختصر یادآوری می‌شود.

۱-۲- فرمولاسیون پخش بار

معادلات پخش بار به صورت کلی زیر بیان می‌شوند^{[4]-[8]}:

$$P_i^{net} = \sum_{g=1}^{G_i} P_i^g - \sum_{d=1}^{D_i} P_i^d \quad (1)$$

$$Q_i^{net} = \sum_{g=1}^{G_i} Q_i^g - \sum_{d=1}^{D_i} Q_i^d \quad (2)$$

$$P_i^{net} = V_i \sum_{j=1}^{N_b} Y_{ij} V_j \cos(\delta_i - \delta_j - \theta_{ij}) \quad (3)$$

$$Q_i^{net} = V_i \sum_{j=1}^{N_b} Y_{ij} V_j \sin(\delta_i - \delta_j - \theta_{ij}) \quad (4)$$

همچنین محدودیت‌های توان راکتیو باس‌های PV نیز می‌بایست به صورت زیر در نظر گرفته شوند

$$Q_i^{\min-PV} \leq Q_i^{PV} \leq Q_i^{\max-PV} \quad (5)$$

۲-۲- اصول کلی پخش بار احتمالاتی

شبکه‌های قدرت به صورت ذاتی غیرقطعی هستند. برای مواجهه با داده‌های تصادفی، روش‌های احتمالاتی مناسب می‌بایست پیاده‌سازی شوند. بنابراین هدف اصلی مطالعات پخش بار احتمالاتی تعیین حالات سیستم به عنوان تابعی از متغیرهای تصادفی می‌باشد. در واقع هنگامیکه بعضی از متغیرهای ورودی روابط پخش بار تصادفی باشند، روابط تا^(۴) احتمالاتی شده و به صورت زیر قابل بیان می‌باشند:



تبدیل بی بو پیشنهاد شده اند. این روش‌ها به صورت کلی به منظور غلبه بر محدودیت‌های تکنیک‌های خطی‌سازی ارائه شده‌اند. سهولت برنامه‌نویسی و سادگی باعث توسعه قابل توجه این روش‌ها در مسائل مختلف احتمالاتی شده که نتایج مطلوبی را نیز در بر داشته است [۱۵].

از آنجا که مشکل اصلی سیستم‌های غیرخطی دشواری اعمال یک تابع غیرخطی بر یک تابع چگالی احتمال است، تبدیل بی بو روشی قابل اطمینان در به دست آوردن ویژگی‌های آماری متغیرهای تصادفی است که از اعمال تبدیل‌های غیرخطی بر تعدادی متغیر تصادفی به دست می‌آیند. نحوه تولید و انتخاب نمونه‌های مناسب از متغیرهای تصادفی ورودی که اطلاعاتی کافی از تابع توزیع احتمال متغیر ورودی را در بر گیرد مهمترین بخش این روش‌ها می‌باشد [۱۶].

تبدیل بی بو بر مبنای دو اصل اساسی پایه‌ریزی شده است. اولاً اعمال یک تبدیل غیرخطی بر روی یک نقطه در قیاس یک تابع چگالی احتمال بسیار آسان است. ثانیاً یافتن مجموعه‌ای از نقاط منحصر به فرد در فضای حالت که تابع چگالی احتمال آنها تخمین مناسبی از تابع چگالی احتمال یک بردار حالت شامل متغیرهای تصادفی باشد دشوار نیست [۲۳].

با در نظر گرفتن دو اصل فوق، فرض کنید که متوسط \bar{X} و ماتریس کواریانس P بردار متغیرهای تصادفی X در اختیار باشد. حال می‌بایست مجموعه‌ای از بردارهای غیرتصادفی انتخاب شوند که متوسط و کواریانس آنها به ترتیب \bar{X} و P باشد. این بردارها را نقاط سیگما می‌نامند. در ادامه تابع غیرخطی $y = h(x)$ به هر یک از بردارهای غیرتصادفی انتخاب شده اعمال می‌شود تا بردارهای تبدیل یافته به دست آیند. متوسط و کواریانس بردارهای به دست آمده تخمین خوبی از مقدار واقعی متوسط و کواریانس y خواهد بود [۲۳].

در ادامه به روش‌های مختلف مبتنی بر تبدیل بی بو که در مطالعات پخش بار احتمالاتی به کار رفته‌اند، پرداخته می‌شود.

۲-۳-۳- تبدیل بی بو (UT)

مراحل پیاده‌سازی کلی تبدیل بی بو به صورت زیر است [۱۶-۱۵]:

(۱) بردار متغیرهای تصادفی n عضوی X با مقدار متوسط \bar{X} و

کواریانس P را در نظر گرفته و تبدیل غیرخطی $y = h(x)$ معلوم می‌باشد. هدف به دست آوردن تخمین

\bar{y}_u از متوسط و کواریانس y است که به ترتیب \bar{y}_u و P_u نامیده می‌شوند.

(۲) تعداد $2n$ بردار نقاط سیگما مطابق روابط زیر به دست می-

آیند:

$$x^{(i)} = \bar{x} + \tilde{x}^{(i)} \quad i = 1, \dots, 2n \quad (7)$$

$$\tilde{x}^{(i)} = (\sqrt{n}P)_i^T \quad i = 1, \dots, n \quad (8)$$

$$\tilde{x}^{(n+i)} = -(\sqrt{n}P)_i^T \quad i = 1, \dots, n \quad (9)$$

که در اینجا $\sqrt{n}P$ جذر ماتریس nP است به طوری که بر محدودیت‌های تکنیک‌های خطی‌سازی ارائه شده‌اند. سهولت برنامه‌نویسی و سادگی باعث توسعه قابل توجه این روش‌ها در مسائل مختلف احتمالاتی شده که نتایج مطلوبی را نیز در بر داشته است [۱۵].

(۳) متغیر y را برای نقاط سیگما مختلف مطابق زیر به دست می‌آید:

$$y^{(i)} = h(x^i) \quad i = 1, \dots, 2n \quad (10)$$

(۴) تقریب مقادیر متوسط و کواریانس متغیر y به صورت زیر قابل بدست آوردن است:

$$\bar{y}_u = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{2n} y^{(i)} \quad (11)$$

$$P_u = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{2n} (y^{(i)} - \bar{y}_u)(y^{(i)} - \bar{y}_u)^T \quad (12)$$

۳-۳- تبدیل بی بو عمومی (GUT)

در شرایطی که اطلاعات کاملتری از تابع چگالی احتمال متغیرهای تصادفی در اختیار است و یا هدف کاهش حجم محاسبات باشد، یکی از تبدیلات بی بو که در آن $2n+1$ نقطه‌ی سیگما را در نظر می‌گیرد، به صورت زیر پیشنهاد شده است [۱۶-۱۵]:

$$x^{(0)} = \bar{x} \quad (13)$$

$$x^{(i)} = \bar{x} + \tilde{x}^{(i)} \quad i = 1, \dots, 2n \quad (14)$$

$$\tilde{x}^{(i)} = \left(\sqrt{(n+k)P} \right)_i^T \quad i = 1, \dots, n \quad (15)$$

$$\tilde{x}^{(n+i)} = -\left(\sqrt{(n+k)P} \right)_i^T \quad i = 1, \dots, n \quad (16)$$

ضریب نیز به صورت زیر داده شده است:

$$W^{(0)} = \frac{k}{n+k} \quad (17)$$

$$W^{(i)} = \frac{1}{2(n+k)} \quad i = 1, \dots, 2n \quad (18)$$

تقریب مقادیر متوسط و کواریانس متغیر y نیز به صورت زیر قابل بدست آوردن است:

$$\bar{y}_u = \sum_{i=0}^{2n} W^{(i)} y^{(i)} \quad (19)$$

$$P_u = \sum_{i=0}^{2n} W^{(i)} (y^{(i)} - \bar{y}_u)(y^{(i)} - \bar{y}_u)^T \quad (20)$$

مالحظه می‌گردد اگر $k = 0$ باشد، این روش مشابه روش قبل است. هر مقداری برای k می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد بطوری که $n+k \neq 0$. همچنین همه‌ی این مقادیر منجر به تقریب مناسبی از مقدار متوسط و ماتریس کواریانس خروجی با دقتی مشابه روش قبلی می‌شود؛ اما می‌توان با انتخاب مناسب k خطاهای مرتب بالاتر میانگین و کواریانس را کاهش داد. بعنوان مثال اگر متغیرهای تصادفی بردار x گوسی باشند، با انتخاب $k = 3-n$ می‌توان بعضی از خطاهای

۵) پس از اتمام فرآیند بازگشتی فوق، یک بردار n عنصری $\sigma_i^{(n)}$ برای $i = 0, \dots, n+1$ به دست می‌آید. در اینجا نیز مشابه روش تبدیل بی‌بوی ساده $(n+2)$ نقاط سیگما در دسترس است ولی اگر W^0 صفر انتخاب شود نقطه‌ی سیگماهای x^0 در تبدیل بی‌بوی قابل حذف می‌باشد. حال نقاط سیگما به صورت زیر پیشنهاد شده اند:

$$x^{(i)} = \bar{x} + \sqrt{P} \sigma_i^{(n)} \quad i = 1, \dots, n+1 \quad 26)$$

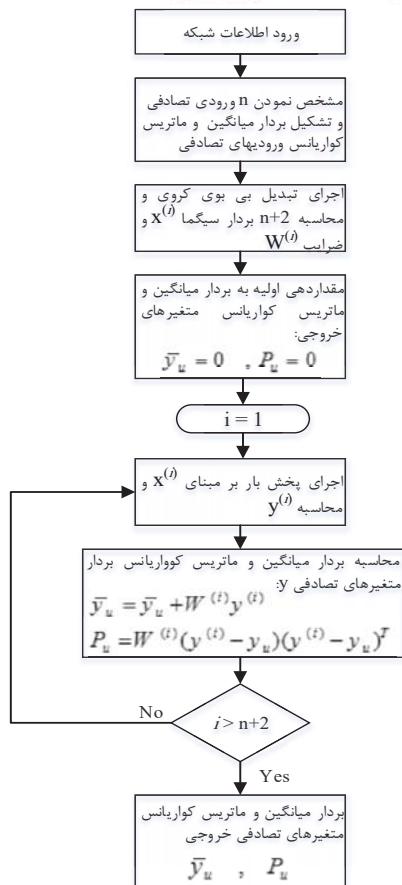
نسبت بزرگترین عنصر در $\sigma_i^{(n)}$ به کوچکترین عنصر برابر است با:

$$\frac{n}{\sqrt{n(n+1)W^{(1)}}} / \frac{1}{\sqrt{n(n+1)W^{(1)}}} = n \quad 27)$$

بنابراین مشکلات عددی در روش تبدیل بی‌بوی کروی موضوعیت ندارد [۲۲].

۲-۴- روش پیشنهادی

با توجه به کاهش قابل توجه تعداد نقاط سیگما در روش تبدیل بی‌بوی کروی و در نتیجه کاهش چشمگیر حجم محاسبات در آنالیزهای احتمالاتی در این مقاله استفاده از این الگوریتم در پخش بار احتمالاتی پیشنهاد شده است. فلوچارت این روش در شکل (۱) ارائه شده است. در ادامه به ارزیابی عملکرد این روش پرداخته می‌شود.



شکل(۱): فلوچارت روش پیشنهادی

تقریب میانگین و کواریانس در مرتبه چهارم را مینیمم کرد. استفاده از این روش در پخش بار احتمالاتی در مرجع [۱۳] پیشنهاد شده است.

۴- روش پیشنهادی پخش بار احتمالاتی بر مبنای (SUT) تبدیل بی‌بوی کروی

۴-۱- تبدیل بی‌بوی کروی

تبدیل بی‌بوی مطرح شده در قسمت ۲-۳-۳ به صورت عددی پایدار است اما نیاز به $2n$ نقطه‌ی سیگما دارد که ممکن است از لحاظ محاسباتی در بسیاری از کاربردها پر هزینه باشد. برای حل این مشکل تبدیل بی‌بوی ساده 2 مطرح شد که این روش علیرغم سادگی و کاهش حجم محاسبات، پایداری عددی در کاربردهای با ابعاد نسبتاً بزرگ از دست می‌رود. با هدف بهبود این روش، تبدیل بی‌بوی کروی مطرح شد که نقاط سیگما بر طبق الگوریتم زیر انتخاب می‌شوند [۱۵-۱۶]:

(۱) انتخاب ضریب وزنی $W^0 \in [0,1)$

(انتخاب W^0 تنها ممانهای مرتبه چهار و بالاتر مجموعه

نقاط سیگما را تحت تأثیر قرار می‌دهد).

(۲) انتخاب سایر ضرایب وزنی به صورت زیر:

$$W^{(i)} = \frac{1-W^0}{n+1} \quad i = 1, \dots, n+1 \quad 21)$$

ملاحظه می‌شود همه ضرایب جز W^0 یکسان هستند.

(۳) مقداردهی بردارهای یک عنصری زیر:

$$\sigma_0^{(1)} = 0 \quad 22)$$

$$\sigma_1^{(1)} = \frac{-1}{\sqrt{2W^{(1)}}} \quad 23)$$

$$\sigma_2^{(1)} = \frac{1}{\sqrt{2W^{(1)}}} \quad 24)$$

(۴) بدست آوردن بردارهای $\sigma_i^{(j)}$ را با اجرا کردن گام‌های زیر

برای $i = 1, \dots, n$ $j = 2, \dots, n+1$ با روش بازگشتی:

$$\sigma_i^{(j)} = \begin{cases} \left[\begin{array}{c} \sigma_0^{(j-1)} \\ 0 \end{array} \right] & i = 0 \\ \left[\begin{array}{c} \sigma_i^{(j-1)} \\ -1 \\ \hline \sqrt{j(j+1)W^{(1)}} \end{array} \right] & i = 1, \dots, j \\ \left[\begin{array}{c} 0_{j-1} \\ j \\ \hline \sqrt{j(j+1)W^{(1)}} \end{array} \right] & i = j+1 \end{cases} \quad 25)$$

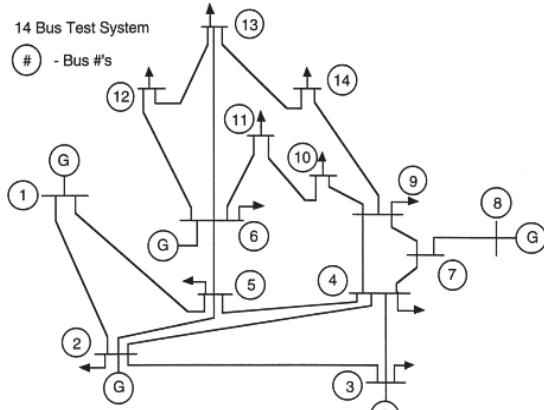
که در اینجا j یک بردار ستونی شامل j تا صفر است.

۵- شبیه‌سازی

۱- شبکه مورد مطالعه

به منظور ارزیابی روش پیشنهادی پخش بار احتمالاتی مبتنی بر تبدیل بی‌بوی کروی، شبکه قدرت استاندارد IEEE ۱۴ باشد (شکل ۲) (۲).
بعنوان شبکه‌ی آزمون انتخاب شده است. در آنالیز پخش بار احتمالاتی، توان مصرفی برخی از باس‌ها مطابق جدول (۱) به صورت متغیر تصادفی انتخاب شده‌اند.

در این جدول توزیع نرمال و یکنواخت به ترتیب بصورت [[حراف معیار] و [میانگین]] N و ([نهایی بازه] و [بتدیای بازه]) U نشان داده شده‌اند.



شکل (۲): شبکه آزمون

جدول (۱): توان مصرفی باس‌ها

شماره باس	۲	۳	۴	۵	۶	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱۴
توان اکتسو (MW)	N(20,3)	N(100,10)	N(50,6)	N(5,1)	N(10,1)	N(30,3)	U(5-15)	N(5,1)	N(10-15)	N(15,2)	
توان راکتیو (MVAR)	N(10,2)	N(20,4)	N(0,1)	N(1,0,5)	N(8,2)	N(15,2)	U(2,5-7,5)	N(1,0,1)	N(2,1)	U(5-7,5)	N(5,1)

همچنین از خروجی روش شبیه‌سازی مونت-کارلو بعنوان مرجع در فرآیند مقایسه استفاده شده است.
برای مقایسه کمی روش‌های مختلف، شاخص‌های خطاب رای هریک از متغیر خروجی \hat{A} به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$e_{\text{mean}}^i = \frac{|mean_{mc}^i - mean^i|}{|mean_{mc}^i|} \times 100 \quad 28)$$

$$e_{\text{var}}^i = \frac{|var_{mc}^i - var^i|}{|var_{mc}^i|} \times 100 \quad 29)$$

همچنین برای ارزیابی کلی هر روش، اندیس دیگری مطابق زیر تعریف شده که متوسط خطاهای متغیرهای خروجی مختلف در استفاده از

الگوریتم مورد نظر را بیان می‌کند:

$$E_{\text{mean}} = \frac{\sum_{i=1}^8 e_{\text{mean}}^i}{8} \quad 20)$$

$$E_{\text{var}} = \frac{\sum_{i=1}^8 e_{\text{var}}^i}{8} \quad 21)$$

همچنین توان تولیدی و ولتاژ باس شماره ۲ به ترتیب $N(50,5)$ و $N(1,02,0,01)$ و ولتاژ باس شماره ۳ نیز $N(1,0,01)$ مفروض است.
در این مطالعه پخش بار احتمالاتی متغیرهای زیر بعنوان خروجی در نظر گرفته شده‌اند.

- توان اکتسو انتقالی بین خط بین باس‌های ۴ و ۹: P_{4-9}
- توان اکتسو انتقالی بین خط بین باس‌های ۱۲ و ۶-۱۲: P_{6-12}
- توان راکتیو انتقالی بین خط بین باس‌های ۱۲ و ۶: Q_{6-12}
- توان راکتیو تولیدی باس ۲: Q_{g2}
- توان اکتسو تولیدی باس اسلک: $P_{g-swing}$
- توان راکتیو تولیدی باس اسلک: $Q_{g-swing}$
- اندازه ولتاژ باس ۴: V_4
- اندازه ولتاژ باس ۵: V_5

۲- ارزیابی روش پیشنهادی پخش بار احتمالاتی مبتنی بر تبدیل بی‌بوی با فرض استقلال متغیرهای تصادفی ورودی

در این قسمت به ارزیابی عملکرد الگوریتم پیشنهادی پخش بار احتمالاتی مبتنی بر تبدیل بی‌بوی کروی پرداخته می‌شود. در اینجا فرض بر این است که متغیرهای تصادفی ورودی مستقل از یکدیگر

دو نقطه‌ای قرار گرفته است. همچنین ملاحظه می‌شود که روش‌های تبدیل بی‌بیو و تبدیل بی‌بیوی کروی در قیاس دو روش قبل خطای تقریب بالاتر اما قابل قبولی را به همراه داشته است. بنابراین با توجه به نتایج این مطالعه موردنی می‌توان نتیجه گرفت که در مطالعه پخش بار احتمالاتی در شرایط استقلال متغیرهای تصادفی ورودی اگر هدف تقریب میانگین در کوتاه‌ترین زمان باشد، روش تبدیل بی‌بیوی کروی بهترین گزینه است. اما اگر دنبال تقریب دقیق‌تر میانگین و واریانس هستیم شاید انتخاب تبدیل بی‌بیو عمومی مناسب‌ترین گزینه است. اما در مجموع با توجه به سرعت بسیار بالا، روش بی‌بیوی کروی تقریب بسیار مناسبی از میانگین و واریانس متغیرهای تصادفی در بر دارد.

میانگین متغیرهای خروجی در نتیجه اجرای الگوریتم‌های مختلف و خطای تقریب مرتبط با آنها در جدول (۲) ارائه شده است. مطابق این جدول، همه‌ی روش‌های تقریب دونقطه‌ای، تبدیل بی‌بیو، تبدیل بی‌بیوی عمومی و تبدیل بی‌بیوی کروی در تقریب میانگین متغیرهای تصادفی خروجی از دقت بالایی برخوردارند بنابراین با قاطعیت می‌توان گفت روشی که کمترین تعداد نقاط سیگما را در نظر گرفته و به تبع آن کمترین حجم محاسبات را دارد یعنی روش تبدیل بی‌بیوی کروی در اولویت قرار دارد.

در ادامه در جدول (۳) واریانس تقریب زده شده توسط الگوریتم‌های مختلف و خطای ناشی از هر تقریب ارائه شده است. با توجه به این جدول، تبدیل بی‌بیو عمومی بهترین پاسخ و در نتیجه کمترین خطای را در بر دارد. پس از آن نیز در رقبتی نسبتاً نزدیک روش تخمین

جدول (۲): مقایسه میانگین متغیرهای خروجی روش پیشنهادی و سایر روش‌های پخش بار احتمالاتی با فرض استقلال متغیرهای تصادفی ورودی

PLF Method	MC	TPE		UT		GUT		SUT	
Output RV	mean	mean	e_{mean}^i	mean	e_{mean}^i	mean	e_{mean}^i	mean	e_{mean}^i
P ₄₋₉	۱۵/۸۶۲۹	۱۵/۸۷۷۶	-۰/۰۹۲۶۴	۱۵/۸۷۷۶	-۰/۰۹۲۶۴	۱۵/۸۷۷۶	-۰/۰۹۲۶۴	۱۵/۸۷۷۶	-۰/۰۹۲۷۱
P ₆₋₁₂	۷/۰۲۷۹	۷/۰۳	-۰/۰۲۸۹۳	۷/۰۳	-۰/۰۲۸۹۳	۷/۰۳	-۰/۰۲۸۹۱	۷/۰۳	-۰/۰۲۹۲
Q ₆₋₁₂	۲/۶۵۳۹	۲/۶۴۸۳	-۰/۰۲۰۸۲	۲/۶۴۸۳	-۰/۰۲۰۸۲	۲/۶۴۸۳	-۰/۰۲۰۸۲	۲/۶۴۸۴	-۰/۰۲۰۷۰۶
Q _{g2}	۳۷/۸۹۴۸	۳۷/۹۴۸	-۰/۱۴۰۲۷	۳۷/۹۴۸	-۰/۱۴۰۲۷	۳۷/۹۴۷۸	-۰/۱۳۹۸۴	۳۷/۹۴۷۸	-۰/۱۳۹۷۸
P _{g-swing}	۲۲۳/۲۴۳۵	۲۲۳/۳۹۵۲	-۰/۰۶۷۹۷	۲۲۳/۳۹۵۲	-۰/۰۶۷۹۷	۲۲۳/۳۹۵۱	-۰/۰۶۷۹۲	۲۲۳/۳۹۵۳	-۰/۰۶۷۹۹
Q _{g-swing}	-۱۴/۶۱۲۴	-۱۴/۶۳۱۵	-۰/۱۳۰۴۹	-۱۴/۶۳۱۵	-۰/۱۳۰۴۹	-۱۴/۶۳۱۵	-۰/۱۳۰۸۷	-۱۴/۶۳۱۸	-۰/۱۳۲۸۹
V ₄	۱/۰۱۶۷	۱/۰۱۶۷	-۰/۰۰۱۶۲	۱/۰۱۶۷	-۰/۰۰۱۶۲	۱/۰۱۶۷	-۰/۰۰۱۶۲	۱/۰۱۶۷	-۰/۰۰۱۶۲
V ₅	۱/۰۱۹۵	۱/۰۱۹۵	-۰/۰۰۱۶۱	۱/۰۱۹۵	-۰/۰۰۱۶۱	۱/۰۱۹۵	-۰/۰۰۱۶۱	۱/۰۱۹۵	-۰/۰۰۱۶۱
Simulation Time (s)	-۰/۶۵	-۰/۲۸	-۰/۲۹	-۰/۲۹	-۰/۲۹	-۰/۲۹	-۰/۲۹	-۰/۱۶	-۰/۱۶
E_{mean}		-۰/۰۸۴	-۰/۰۸۴	-۰/۰۸۴	-۰/۰۸۴	-۰/۰۸۴	-۰/۰۸۴	-۰/۰۸۴۱	-۰/۰۸۴۱

جدول (۳): مقایسه واریانس متغیرهای خروجی روش پیشنهادی و سایر روش‌های پخش بار احتمالاتی با فرض استقلال متغیرهای تصادفی ورودی

PLF Method	MC	TPE		UT		GUT		SUT	
Output RV	var	var	e_{var}^i	var	e_{var}^i	var	e_{var}^i	var	e_{var}^i
P ₄₋₉	۱/۳۵۶۳	۱/۳۳۱۷	۱/۱۸۱۵۸	۱/۳۵۸۸	-۰/۱۸۸	۱/۳۲۱۸	۱/۱۸۰۷۶	۱/۳۳۷۵	۱/۳۸۶۶
P ₆₋₁₂	-۰/۴۳۳۷	-۰/۴۳۴۶	-۰/۰۲۰۹۴	-۰/۴۳۴۵	-۰/۲۵۴۵	-۰/۴۳۴۶	-۰/۱۹۶۸	-۰/۴۳۶۵	-۰/۶۴۲۴
Q ₆₋₁₂	-۰/۴۰۳۲	-۰/۴۰۳۹	-۰/۱۷۷۵	-۰/۴۱۲۲	-۰/۲۲۲	-۰/۴۰۳۸	-۰/۱۴۸۵	-۰/۴۰۸۱	-۱/۲۱۱۷
Q _{g2}	۲۳/۴۰۰۵۳	۲۳/۶۹۱۶	۱/۱۲۳۱	۲۴/۱۷۵۱	۳/۱۸۸۹	۲۳/۴۴۹۴	-۰/۱۸۸۴	۲۲/۱۴۶۲	۰/۳۷۹۷
P _{g-swing}	۲۴/۱۹۴۹۸	۲۴۶/۰۷۲۶	۱/۷۰۴	۲۵۱/۰۹۴۵	۳/۷۷۹۶	۲۴۵/۷۹۳۹	۱/۵۸۸۸	۲۴۴/۱۶۶۷	-۰/۹۱۶۳
Q _{g-swing}	۷/۶۲۵۲	۷/۷۴۲۷	۱/۰۵۴۳	۷/۹۰۱۸	۳/۶۲۶۸	۷/۷۵۰۱	۱/۶۳۸۳	۸/۲۳۰۵	۷/۹۳۷۸
V ₄	۲/۳۲e-۰۶	۲/۳۴e-۰۶	-۰/۰۸۰۴۷	۲/۳۴e-۰۶	-۰/۸۶۲	۲/۳۳e-۰۶	-۰/۴۱۱۳	۲/۲۴e-۰۶	۳/۶۸۱۱
V ₅	۱/۵۹e-۰۶	۱/۵۹e-۰۶	-۰/۴۶۹۵	۱/۶۳e-۰۶	۲/۵۱۹۹	۱/۵۹e-۰۶	-۰/۰۰۰۷	۱/۵e-۰۶	۰/۲۵۳۲
Simulation Time (s)	-۰/۶۵	-۰/۲۸	-۰/۲۹	-۰/۲۹	-۰/۲۹	-۰/۲۹	-۰/۱۶	-۰/۳۰۱۱	-۰/۳۰۱۱
E_{var}		-۰/۹۹۴۸	-۰/۵۹۲۷	-۰/۷۴۷۵	-۰/۷۴۷۵	-۰/۷۴۷۵	-۰/۱۶	-۰/۳۰۱۱	-۰/۳۰۱۱

$$\begin{array}{|c|cccccc|} \hline P_{L5} & 1 & 0.2 & 0.6 & 0.8 & 0.4 & 0.4 \\ \hline P_{L6} & 0.2 & 1 & 0.4 & 0.8 & 0.8 & 0.4 \\ \hline P_{L9} & 0.6 & 0.4 & 1 & 0.4 & 0.4 & 0.8 \\ \hline Q_{L5} & 0.8 & 0.4 & 0.4 & 1 & 0.4 & 0.4 \\ \hline Q_{L6} & 0.4 & 0.8 & 0.4 & 0.4 & 1 & 0.4 \\ \hline Q_{L9} & 0.4 & 0.4 & 0.8 & 0.4 & 0.4 & 1 \\ \hline \end{array} \quad [33]$$

- ضریب همبستگی $1/8$ بین توان اکتیو و راکتیو هم باشند.

جدول (۴) میانگین متغیرهای خروجی را در استفاده از روش‌های مختلف نشان می‌دهد. همانطور که ملاحظه می‌گردد همه‌ی الگوریتمها از دقت قابل قبولی برخوردار هستند؛ بنابراین بهترین انتخاب روش تبدیل بی‌بی‌بوی کروی است که بالاترین سرعت را دارد.

جدول (۵) واریانس متغیرهای تصادفی خروجی را نشان می‌دهد. همانطور که انتظار می‌رفت، روش تخمین دو نقطه‌ای خطای بالای تخمین (حدود 20%) را به همراه دارد. اما روش‌های مبتنی بر تبدیل بی‌بی‌بوی خطای بسیار پایین‌تری را در بر داشته‌اند. هرچند در میان این روش‌ها بالاترین دقت در استفاده از الگوریتم بی‌بی‌بوی عمومی به دست آمده است؛ اما با توجه به سرعت بالای روش بی‌بی‌بوی کروی، عملکرد این روش قابل قبول ارزیابی می‌شود.

جدول(۴): مقایسه میانگین متغیرهای خروجی روش پیشنهادی و سایر روش‌های پخش بار احتمالاتی با فرض وابستگی برخی از متغیرهای تصادفی ورودی

PLF Method	MC	TPE		UT		GUT		SUT	
Output RV	mean	mean	e_{mean}^i	mean	e_{mean}^i	mean	e_{mean}^i	mean	e_{mean}^i
P ₄₋₉	15/8854	15/8776	.10.495	15/8768	.10.5445	15/8768	.10.5444	15/8768	.10.5412
P ₆₋₁₂	7/0.325	7/0.3	.10.3511	7/0.302	.10.3214	7/0.302	.10.3217	7/0.302	.10.3181
Q ₆₋₁₂	2/65	2/6483	.10.6126	2/6484	.10.5724	2/6484	.10.5783	2/6485	.10.5604
Q _{g2}	37/9595	37/948	.10.3038	37/9586	.10.1022	37/9584	.10.173	37/9545	.10.1304
P _{g-swing}	222/4381	222/3952	.10.1919	222/3998	.10.1714	222/3997	.10.1718	222/3995	.10.1729
Q _{g-swing}	-14/6221	-14/6315	.10.0438	-14/6258	.10.4311	-14/6259	.10.4224	-14/6266	.10.375
V ₄	1/0.167	1/0.167	.10.0055	1/0.167	.10.0031	1/0.167	.10.0031	1/0.167	.10.0033
V ₅	1/0.195	1/0.195	.10.006	1/0.195	.10.0033	1/0.195	.10.0033	1/0.195	.10.0036
Simulation Time (s)	1.014		.10.34		1/5		1/6		1/1
E_{mean}		0.02512		0.02694		0.02697		0.02631	

جدول(۵): مقایسه واریانس متغیرهای خروجی روش پیشنهادی و سایر روش‌های پخش بار احتمالاتی با فرض وابستگی برخی از متغیرهای تصادفی ورودی

PLF Method	MC	TPE		UT		GUT		SUT	
Output RV	var	var	e_{var}^i	var	e_{var}^i	var	e_{var}^i	var	e_{var}^i
P ₄₋₉	1/2774	1/2317	4/1497	1/314	2/857	1/2178	0/142	1/286	0/1724
P ₆₋₁₂	0/3828	0/4246	13/0452	0/3927	2/5857	0/3847	0/51	0/3872	1/1657
Q ₆₋₁₂	0/4888	0/4039	17/3625	0/502	2/335	0/49	0/2529	0/4957	1/1412
Q _{g2}	35/7651	23/6916	33/7579	37/0395	3/5624	36/057	0/162	33/7819	5/545
P _{g-swing}	266/9883	246/0726	7/8239	274/2582	2/7223	268/5107	0/502	264/8715	0/7928
Q _{g-swing}	8/0.571	7/7427	3/8896	8/2286	2/3765	8/0.887	0/3924	8/7305	8/3572
V ₄	2/89e-06	2/84e-06	39/7189	4/0.1e-06	2/135	2/92e-06	0/1858	3/742e-06	2/7224
V ₅	2/64e-06	1/59e-06	39/6288	2/72e-06	2/5082	2/67e-06	1/1354	2/51e-06	5/1105
Simulation Time (s)	1.014		.10.34		1/5		1/6		1/1
E_{var}		19/9983		2/8867		0/6634		3/3478	

- uncertainties,” in Proc. Asia-Pacific Trans. Dist. Conf. Expo., Oct. 2009, pp. 1–4.
- [10] J. He and G. Sallfors, “An optimal point estimate method for uncertain studies,” Appl. Math. Modeling., vol. 18, pp. 494–499, Sep. 1994.
- [11] H. P. Hong, “An efficient point estimate method for probabilistic analysis,” Relib. Eng. Syst. Saf., vol. 59, pp. 261–267, 1998.
- [12] C. L. Su, “Probabilistic load flow computing using point estimate method,” IEEE Trans. Power Syst., vol. 20, no. 4, pp. 1843–1851, Nov. 2005.
- [13] G. Verbic and A. Canizares, “Probabilistic optimal power flow in electricity markets based on a two-point estimate method,” IEEE Trans. Power Syst., vol. 21, no. 4, pp. 1883–1893, Nov. 2006.
- [14] Morteza Aien, Mahmud Fotuhi-Firuzabad and Farrokh Aminifar, “Probabilistic load flow in correlated uncertain environment using unscented transformation”, IEEE Trans. Power Syst., vol. 27, no. 4, Nov. 2012.
- [15] S. Julier and J. Uhlmann, “Unscented filtering and nonlinear estimation,” IEEE Proc., vol. 92, no. 3, pp. 401–422, Mar. 2004.
- [16] S. Julier, J. Uhlmann, and F. D. Whyte, “A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators,” IEEE Trans. Auto. Cont., vol. 45, no. 3, pp. 477–482, Mar. 2000.
- [17] S. J. Julier, “Comprehensive process models for high-speed navigation,” Ph.D. dissertation, Dept. Eng. Sci., Univ. Oxford, Oxford, U.K., Oct. 1997.
- [18] S. Clark, “Autonomous land vehicle navigation using millimeter wave radar,” Ph.D. dissertation, Dept. Mech. Mechatron. Eng., Univ. Sydney, Sydney, NSW, Australia, 1999.
- [19] A. Montobbio, “Sperimentazione ed affinamento di un localizzatore,” B.Sc. thesis, Politecnico di Torino, Torino, Italy, 1998.
- [20] X. Wang, C. H. Bishop, and S. J. Julier, “What’s better, an ensemble of positive/negative pairs or a centered simplex ensemble?,” presented at the The EGS-AGU-EUG Meeting, Nice, France, 2003.
- [21] R. Smith, Navigation of an Underwater Remote Operated Vehicle. Oxford, U.K.: Univ. Oxford, 1995.
- [22] G. Valverde and V. Terzija, “Unscented Kalman filter for power system dynamic state estimation,” IET Gener. Trans. Distrib., vol. 5, no. 1, pp. 29–37, Jul. 2010.
- [23] Dan Simon, Optimal State Estimation: Kalman, H Infinity, and Nonlinear Approaches, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2006.

زیرنویس‌ها

- ¹ Deterministic
- ² Probabilistic Load Flow
- ³ Mont-Carlo Simulation
- ⁴ Cumulant and Gram-Charlier
- ⁵ Point estimation methods
- ⁶ Two point estimation
- ⁷ Unscented transformation
- ⁸ Data estimation systems
- ⁹ Sigma point
- ¹⁰ General unscented transformation
- ¹¹ Spherical unscented transformation
- ¹² Simplex unscented transformation

۶- نتیجه‌گیری

همانطور که در بخش‌های مختلف این مقاله اشاره گردید روش‌های مبتنی بر تبدیل بی‌بو با هدف کاهش زمان محاسبات، افزایش دقت و همچنین امکان لحاظ وابستگی بین متغیرهای تصادفی ورودی در آنالیزهای احتمالاتی مطرح گردیدند. به کارگیری این روش‌ها در کاربردهای مختلف تاریخچه‌ی طولانی ندارد و اخیراً تنها استفاده از روش مبتنی بر تبدیل بی‌بوی عمومی در مطالعات پخش بار مطرح شده است.

در این مقاله ضمن بررسی روش‌های مختلف آنالیز پخش بار احتمالاتی بر مبنای تبدیل‌های بی‌بوی، استفاده از روش تبدیل بی‌بوی کروی در این مطالعات برای اولین بار مطرح شده است. مهمترین ویژگی این روش کاهش چشمگیر حجم محاسبات می‌باشد. با توجه به نتایج شبیه‌سازی‌های مختلف و مشاهده‌ی دقت قابل قبول روش کروی در محاسبه میانگین و واریانس متغیرهای تصادفی خروجی، استفاده از این روش در آنالیز پخش بار خصوصاً در شبکه‌های بزرگ و پیچیده پیشنهاد می‌گردد.

مراجع

- [1] صالحی دوبخشی احمد، فتوحی فیروزآباد محمود، ”برنامه‌ریزی توسعه واحدهای تولیدی در حضور نیروگاههای بادی از نقطه نظر قالبیت اطمینان“، مجله انجمن مهندسین برق و الکترونیک ایران، سال پنجم، شماره اول، بهار و تابستان ۱۳۸۷
- [2] B. Borkowska, “Probabilistic load flow,” IEEE Trans. Power App. Syst., vol. PAS-93, no. 3, pp. 752–759, May 1974.
- [3] P. Jorgensen, J. Christensen, and J. Tande, “Probabilistic load flow calculation using Monte Carlo techniques for distribution network with wind turbines,” in Proc. 8th Conf. Harmonics Quality of Power, Oct. 1998, vol. 2, no. 2, pp. 1146–1151.
- [4] M. Basil and A. Jamieson, “Uncertainty of complex systems by Monte Carlo simulation,” in Proc. 16th North Sea Flow Measurement Workshop, Gleneagles, U.K., Oct. 1998, pp. 1–10.
- [5] P. Zhang and S. Lee, “Probabilistic load flow computation using the method of combined cumulants and Gram-Charlier expansion,” IEEE Trans. Power Syst., vol. 19, no. 1, pp. 676–682, Feb. 2004.
- [6] D. Lei, Z. Chuan-Cheng, Y. Yi-Han, and Z. Pei, “Improvement of probabilistic load flow to consider network configuration uncertainties,” in Proc. Asia-Pacific Power Energy Eng. Conf., Mar. 2009, pp. 1–5.
- [7] L. Dong, W. Cheng, H. Bao, and Y. Yang, “Probabilistic load flow analysis for power systems containing wind farms,” in Proc. Asia-Pacific Power and Energy Eng. Conf., Mar. 2010, pp. 1–4.
- [8] R. Allan, A. Leite da Silva, and R. Burchett, “Evaluation methods and accuracy in probabilistic load flow solutions,” IEEE Trans. Power App. Syst., vol. PAS-100, no. 5, pp. 2539–2546, May 1981.
- [9] L. Hong, L. Shi, L. Yao, Y. Ni, and M. Bazargan, “Study on fuzzy load flow with consideration of wind generation

