



ارائه روشی جدید برای تحلیل پیشرفته آماری مجموعه‌های عظیم داده در تولید پراکنده انرژی‌های تجدیدپذیر با ارائه نمونه‌ای از تجمیع توان بادی و خورشیدی در شبکه ایران

حامد ولی‌زاده حقی، محمد توکلی بینا و مسعود علی‌اکبر گلکار
دانشکده برق، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
تهران، ایران

واژه‌های کلیدی: توابع کاپولا، همبستگی، وابستگی آماری، تولید پراکنده، شبیه‌سازی مونت کارلو، سلول‌های خورشیدی، انرژی بادی.

چکیده

استفاده از منابع انرژی تجدیدپذیر به صورت تولید پراکنده علاوه بر تامین سلامت محیط زیست منافع فنی قابل توجهی مانند کاهش تلفات سیستم توزیع و بهبود ولتاژ فیدر نیز دارد. با افزایش نفوذ تولید پراکنده انرژی‌های نو در سیستم قدرت، لزوم مدل‌سازی ساختار تصادفی حاصل از عدم قطعیت توان خروجی، تنوع مکانی تولید پراکنده و برهم‌کنش آن‌ها با شبکه بیش از پیش آشکار می‌گردد. مدل‌سازی پیشرفته احتمالاتی در مطالعات طراحی و عملکرد چنین سیستمی بایستی شامل تحلیل عدم قطعیت چند متغیره باشد که در عمل به شکل متغیرهای تصادفی غیر نرمال همبسته هستند. چنین تحلیلی باید تجسم دقیقی از عدم قطعیت تجمعی متناظر با متغیرهای با توزیع مکانی نیز باشد. در این مقاله، استفاده از انرژی‌های خورشیدی و بادی به صورت تولید پراکنده در یک

سیستم توزیع بر اساس مدل‌سازی اثرات تصادفی مورد مطالعه قرار گرفته است. در این راستا از توابع کاپولای ارشمیدسی به عنوان ابزار پیشرفته و جدیدی استفاده شده است. ابتدا الگوریتم مبتنی بر کاپولای ارشمیدسی ارائه شده است. به منظور اثبات کارایی و اهمیت مدل‌سازی پیشنهاد شده که از نظر تئوری و عملی ابزار نوینی محسوب می‌شود، منطقه نمین در شمال غرب ایران انتخاب و داده‌های فراوان مورد نیاز مربوط به پتانسیل انرژی‌های بادی و خورشیدی منطقه، بار شبکه، پیکربندی شبکه و پراکندگی منابع بالقوه تولید پراکنده، بر اساس بازه زمانی ۱۰-دقیقه‌ای جمع‌آوری شده است. مدل معرفی شده با استفاده از اطلاعات ناحیه مورد مطالعه پیاده‌سازی شده و بار خالص سیستم با لحاظ کردن سهم تولید پراکنده پیشنهادی و ساختار وابستگی آن با بار سیستم ارزیابی شده است.

بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق

۱- مقدمه

ادوات و کنترل کننده‌های تولید پراکنده با عملکرد، حفاظت و کنترل شبکه توزیع انرژی که در آن نصب شده‌اند، دارای برهم کنش هستند. توان الکتریکی تولید شده توسط انواع واحدهای تولید پراکنده تصادفی و منبع انرژی اولیه آن‌ها نیز غیر قابل استفاده در دیسپاچینگ^۱ است. بنابراین، سیستم‌های تولید پراکنده علاوه بر مزایایی که فراهم می‌کنند، اثرات نامطلوب دیگری نیز دارند. از مزیت‌های مهم آن‌ها می‌توان به بهبود منحنی بار و پروفایل ولتاژ در طول فیدر، امکان کاهش سطح بارگذاری شاخه‌های توزیع و ترانسفورماتورهای پست‌ها، منافع زیست محیطی و کاهش آلودگی اشاره نمود. همچنین منافع اقتصادی حاصله در نتیجه کاهش تلفات، کاهش هزینه‌های تولید برق فسیلی و ظرفیت تولید، تعویق سرمایه‌گذاری مربوط به افزایش ظرفیت سیستم انتقال و توزیع، کاهش خطرپذیری ناشی از قیمت غیر قطعی سوخت، منافع حاصل از سوخت سبز و غیره هستند [۱]. با این حال، هنوز مشکلاتی مانند هزینه‌های بالای فناوری‌های مربوط به انرژی‌های تجدیدپذیر و قابلیت اطمینان پایین آن در سیستم‌های مستقل از شبکه باقی هستند که بایستی در تحقیقات آینده و توسط فناوری‌های روز چاره‌اندیشی شوند [۲]. به هر حال، قویا انتظار می‌رود که سیستم‌های تولید پراکنده تجدیدپذیر نقش عمده‌ای در سیستم‌های قدرت آتی ایفا کنند.

علی‌رغم اینکه ظرفیت عملی سیستم‌های تولید پراکنده از واحدهای تولید متداول کمتر است، تجمیع اثرات آن‌ها می‌تواند رفتار سیستم قدرت میزبان را شدیداً متاثر سازد. مدل سازی جبری و یقینی چنین سیستمی با واحدهای تولید پراکنده غیر قابل دیسپاچینگ تصادفی^۲ (مثل واحدهای بادی و خورشیدی) به دلایل زیر غیر عملی است:

- توان خروجی تجمعی بادی و خورشیدی به شکل مستقل از زمان تصادفی است؛
- پروفایل بار روزانه شبکه توزیع به شکل وابسته به

زمان تصادفی است؛

- پیکربندی سیستم و انواع ادوات و کنترل کننده‌ها دارای عدم قطعیت در مرحله طراحی هستند؛
 - همیشه مجموعه بسیار بزرگی از داده‌های مربوطه وجود دارد که بار محاسباتی بسیار بالایی را موجب می‌شوند؛
 - وابستگی ساختاری بالایی میان سیستم و واحدهای تولید پراکنده PV^۳ و بادی وجود دارد که از دیدگاه جبری غیرمشخص است و از تجمیع اثرات غیر-قطعی موجود سرچشمه می‌گیرد.
- بنابراین، استفاده از روش‌های تصادفی و احتمالاتی (مثلاً تحلیل آماری داده و شبیه سازی مونت کارلو^۴) در کنار روش‌های اساسی جبری اجتناب‌ناپذیر است.
- همان‌گونه که بار مصرف کننده‌ها با تجمیع اثرات آن‌ها تغییرات نرم‌تری به خود می‌گیرد، خروجی توان PV و بادی نیز چنین است؛ بدین ترتیب که پراکندگی جغرافیایی این واحدها نوسانات انرژی بادی و تابش خورشیدی را به طور قابل توجهی کاهش می‌دهد. از این دیدگاه، برای طراحی و ارزیابی عملکرد سیستم توزیع تقویت شده با تولید پراکنده (مثلاً محاسبه توزیع بار خالص شبکه با لحاظ کردن تولید بادی و PV که در این پژوهش به آن پرداخته شده است)، مدل سازی و برآورد ساختار وابستگی بین موارد زیر لازم است:

- (۱) سرعت باد در مکان‌های مختلف؛
 - (۲) توان تولیدی در خروجی توربین بادی؛
 - (۳) توان خروجی PV؛
 - (۴) داده‌های منحنی بار سیستم در مکان‌های مختلف.
- صرف نظر کردن از ساختار وابستگی مذکور و یا استفاده از مدل‌های ساده شده مثل توزیع احتمالاتی گوسی^۵ نتایج متفاوت و نادقیقی را بدست خواهد داد.

در این مقاله با تمرکز روی مطالعه موردی ارائه شده، توزیع احتمالاتی بار خالص سیستم نیز محاسبه شده است که دارای

³ Photovoltaics

⁴ Monte Carlo simulation

⁵ Gaussian

¹ Non-dispatchable

² Stochastic non-dispatchable renewable distributed generation

بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق

[۸]. به علاوه، کاپیولاهای گوسین وابستگی انتهایی^۴ را مدل نمی‌کنند که در بخش بعد توضیح داده شده است. از طرف دیگر، می‌توان از کاپیولاهای ارشمیدسی برای تولید توزیع‌های چندمتغیره غیرمتداول در مطالعات مونت کارلو استفاده کرد. در بخش‌های بعد، تئوری‌ها و فرآیندهای اساسی استفاده از کاپیولا با تمرکز بر نوع ارشمیدسی آن ارائه شده است. در نهایت، ناحیه مورد مطالعه نمین معرفی و داده‌های مربوط به سرعت باد، تابش خورشیدی و منحنی بار شبکه توزیع شعاعی برای پیاده سازی الگوریتم پیشنهادی استفاده شده است.

۲- مفاهیم اساسی کاپیولا و وابستگی

۲-۱- تعاریف اصلی

بنا به [۹]، کاپیولا تابعی است که توابع توزیع چندمتغیره را به توابع توزیع حاشیه‌ای یک بُعدی آن‌ها پیوند می‌دهد. تعریف ریاضی کاپیولا به صورت مقابل است [۱۰]. کاپیولا تابع C از n متغیر روی مجموعه واحد $[0, 1]^n$ است که دارای مشخصات زیر می‌باشد:

(۱) محدوده C بازه واحد $[0, 1]$ است؛

(۲) $C(\mathbf{u})$ برای همه $\mathbf{u} = (u_1, \dots, u_n) \in [0, 1]^n$ هابی

که حداقل یکی از مختصات آن صفر است، برابر صفر است؛

(۳) $C(\mathbf{u}) = u_k$ اگر همه مختصات \mathbf{u} به غیر از مختصات k م برابر یک باشد؛

(۴) تابع C نسبت به n صعودی است اگر برای هر

$\mathbf{a} \leq \mathbf{b}$ در $[0, 1]^n$ ، اندازه ΔC_a^b غیرمنفی باشد؛

ΔC_a^b توسط C به $\mathbf{a}, \mathbf{b} = [a_1, b_1] \times \dots \times [a_n, b_n]$

نگاشت می‌شود؛ یعنی:

$$\Delta C_a^b := \sum_{(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n) \in \{0,1\}^n} (-1)^{\varepsilon_1 + \dots + \varepsilon_n} \times C(\varepsilon_1 a_1 + (1 - \varepsilon_1) b_1, \dots, \varepsilon_n a_n + (1 - \varepsilon_n) b_n) \geq 0 \quad (1)$$

اهمیت فراوانی از دیدگاه محاسبه اعتبار ظرفیت اضافه شده به سیستم تولید با افزودن توان پراکنده بادی و PV است. موارد محاسبه شده طراح شبکه را قادر می‌سازد که سیستم را با ترکیب تولید پراکنده PV و بادی به روز کند. در الگوریتم تعریف و ارائه شده، ساختار وابستگی مذکور به طور جداگانه از ساختار تصادفی حاشیه‌ای مربوط به هر کدام از پارامترها مدل سازی شده و توسط تابع کاپیولا^۱ به هم پیوند داده می‌شوند. خود تابع کاپیولا نیز به داده‌های واقعی برازنده می‌شود و مجموعه این مدل سازی، الگوریتمی را تشکیل می‌دهد که برای استفاده در فرآیندهای شامل تخصیص ظرفیت اضافه شده تولیدات پراکنده تصادفی بسیار مناسب بوده و از دقت عملی قابل توجهی برخوردار است.

استفاده از مدل سازی کاپیولا شامل دو مرحله سراسر است: ابتدا توزیع‌های حاشیه‌ای به همراه ماتریس همبستگی محاسبه شده و سپس کاپیولای مناسب انتخاب و با توجه به داده‌ها برازش می‌شود. این در حالی است که یافتن توزیع چندمتغیره و برازش آن به داده‌ها واقعی (یعنی بدون استفاده از الگوریتم کاپیولا) کار بسیار سختی است که در ابعاد بالاتر (اگر تعداد متغیرها بیشتر از سه باشد)، از نظر ریاضیات به کلی نامفهوم است. همچنین لازم به ذکر است که استفاده از کاپیولا به واسطه نرم‌افزارهای مختلف امکان‌پذیر است [۳]، [۴].

این پژوهش الگوریتم کاپیولای ارشمیدسی^۲ را معرفی می‌کند [۵] که قادر به مدل سازی ساختار وابستگی متغیرها و سری‌های زمانی تصادفی و آشوبی در سیستم قدرت است [۶]، [۷]. لازم به ذکر است که انتخاب مناسب بین خانواده‌های ارشمیدسی و بیضوی^۳ کاپیولا بر اساس کاربردها و ویژگی‌های خاص آن‌ها صورت می‌گیرد [۹]. برای مثال، کاپیولاهای گوسین ساده‌سازی‌های زیادی به مدل اعمال می‌کنند و در حالت‌هایی مثل تحلیل حدی [۶] و یا زمانی که دقت کمتر نسبت به مدل‌های پیچیده‌تر ارجحیت دارند، قابل قبول هستند

¹ Copula function

² Archimedean copulas

³ Elliptical copulas

⁴ Tail dependence

بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق

عنوان قضیه اسکالر هستند. لازم به ذکر است که مدل سازی توسط توزیع‌های چندمتغیره بدون استفاده از مفهوم کاپیولا دارای نقایص زیر است:

- انواع توزیع‌های مختلفی برای توزیع‌های حاشیه‌ای گوناگون مورد نیاز است.
- تعمیم توزیع‌های چندمتغیره به حالت‌های بیش از سه متغیر از نامفهوم است.
- شاخص‌های مربوط به ساختار وابستگی بین متغیرها در توزیع‌های حاشیه‌ای رخنه می‌کنند.

۲-۲- مدل سازی وابستگی تصادفی

موقعیت‌های مختلفی در تحلیل کاربردی سیستم قدرت پیش می‌آید که شامل شبیه سازی پیکربندی یا بردارهای تصادفی وابسته است (از جمله کاربردهای شبیه سازی مونت کارلو). مثال‌هایی از چنین کاربردهایی در مدل سازی نویز، مطالعات قابلیت اطمینان، تحلیل عدم قطعیت عوامل طبیعی و مواد، ارزیابی ریسک، مدل سازی پیچیده و غیره ظهور پیدا می‌کند. در تحقیقات مختلف، متغیرهای دارای رفتار تصادفی را ممکن است کاملاً وابسته، همبسته خطی، با جمع آثار و یا حتی کاملاً مستقل در نظر بگیرند. مشخصات سیستم و دقت مورد نیاز از جمله عواملی هستند که این فرض اولیه مدل سازی را معین می‌کنند. با این حال، اکثر مسائل مربوط به سیستم‌های قدرت دارای سطوح بالای وابستگی است و بنابراین تئوری ارائه شده در این پژوهش که مدل سازی را در سه مرحله زیر انجام می‌دهد، بسیار مناسب خواهد بود:

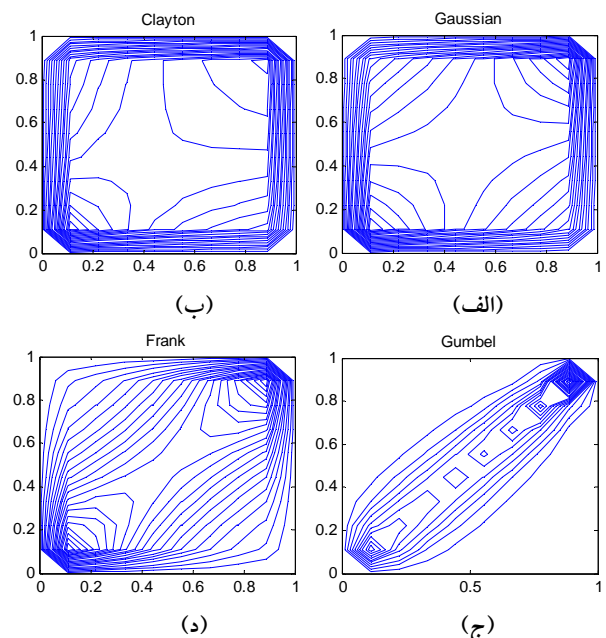
- (۱) مدل سازی ماتریس همبستگی ترتیبی اسپیرمن^۱،
- (۲) مدل سازی توزیع‌های حاشیه‌ای،
- (۳) ارائه مدل نهایی با پیوند دادن نتایج مراحل ۲ و ۳ توسط کاپیولا.

لازم به ذکر است که شاخص همبستگی ترتیبی مانند ضریب اسپیرمن تناسب بسیار بهتری نسبت به شاخص همبستگی خطی با شاخص همبستگی ایده‌آل دارند [۱۳]. به منظور

در واقع، کاپیولا یک تابع توزیع چندمتغیره برای بردار تصادفی $\mathbf{u} = (u_1, \dots, u_n)$ است که دارای حاشیه‌های یک‌متغیره با توزیع یکنواخت محدود به $[0, 1]^n$ است. برای این تابع توزیع، به دلیل مشتق‌پذیر بودن، توزیع‌های شرطی نیز قابل تعریف است. نمونه‌هایی از خانواده‌های مختلف توابع کاپیولا که در دو بُعد قابل رسم هستند، در شکل ۱ نشان داده شده است. برای تکمیل فرآیند ساخت یک کاپیولا در ازای توابع توزیع حاشیه‌ای دلخواه، تابع C (کاپیولا)، تابع توزیع چندمتغیره‌ای را با آرگومان‌های x_1, x_2, \dots, x_n تعریف می‌کند:

$$C[F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_n(x_n)] = F(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (2)$$

اسکالر^۱ [۱۱] نشان داد که هر تابع توزیع چندمتغیره F را می‌توان به شکل رابطه (۲)، یعنی نمایش به فرم کاپیولا، نوشت. وی همچنین اثبات کرد که اگر توزیع‌های حاشیه‌ای پیوسته باشند، نمایش در قالب کاپیولا منحصر به فرد خواهد بود. دو مورد مذکور قضایای کلیدی تئوری کاپیولا تحت



شکل ۱: شمای نمونه‌های دو بُعدی انواع مختلف توابع کاپیولا: (الف) گوسین، (ب) کلاپتون^۲، (ج) گامبل^۳ و (د) فرانک^۴

¹ Bivariate copulas

² Clayton

³ Gumbel

⁴ Frank

² Spearman's Rank correlation matrix

بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق

۲-۳- الگوریتم شبیه‌سازی

برای مقاصد شبیه‌سازی بهتر است با انواع کاپیولاه‌ها و پارامتر-های متناظر مختلف الگوریتم را پیاده‌سازی نمود. دو رویکرد عمده شبیه‌سازی، روش‌های ارشمیدسی و ترکیبی هستند [۱۴]. هر دو روش را می‌توان برای ابعاد بیشتر از دو متغیر به راحتی پیاده‌سازی نمود. با این حال، الگوریتم‌های ترکیبی نیازمند تولید یک متغیر اضافی هستند که بازده محاسباتی آن‌ها را در کاربردهای عملی با استفاده از رایانه کاهش می‌دهد. از آنجایی که مسائل سیستم‌های قدرت عموماً دارای محاسبات سنگین هستند، اضافه شدن یک متغیر قابل قبول نخواهد بود. بنابراین، در این پژوهش از الگوریتم ارشمیدسی استفاده شده است. روش پیشنهاد شده در حل مسائل این پژوهش به شرح زیر است [۱۴]:

- (۱) سری اعداد تصادفی مستقل از هم با توزیع یکنواخت U_1, U_2, \dots, U_n تولید شود،
- (۲) قرار داده شود: $X_1 = F_1^{-1}(U_1)$ و $c_0 = 0$
- (۳) X_k به طور بازگشتی به ازای $k = 2, \dots, n$ توسط رابطه زیر محاسبه شود:

$$U_k = F_k \left(X_k \mid x_1, \dots, x_{k-1} \right) = \frac{\Phi^{-1(k-1)} \left\{ c_{k-1} + \Phi \left[F_k(x_k) \right] \right\}}{\Phi^{-1(k-1)}(c_{k-1})} \quad (3)$$

این الگوریتم برای تولید X_1, X_2, \dots, X_n با تابع توزیع مدل سازی شده رابطه (۱) است و تابع کاپیولا عبارت است از

$$C(u_1, u_2, \dots, u_n) = \Phi^{-1} \left[\Phi(u_1) + \dots + \Phi(u_n) \right], \quad (6)$$

همچنین، $c_k = \Phi \left[F_1(x_1) \right] + \dots + \Phi \left[F_k(x_k) \right]$ معادله (۶) توابع کاپیولای ارشمیدسی را تعریف می‌کند. شکل ارشمیدسی مطالعه کاپیولای چندمتغیره را در حد یک تابع یک‌متغیره ساده می‌کند. تابع Φ مولد کاپیولا نامیده می‌شود و به طور منحصر به فرد آن را معین می‌سازد [۱۵].

اجرای شبیه‌سازی، اطلاعات زیر بایستی بر اساس داده‌های اندازه‌گیری یا محاسبه شده تهیه شوند:

- (۱) خانواده کاپیولای مناسب به همراه پارامترهای آن،
- (۲) مقادیر همبستگی بین متغیرها و
- (۳) توزیع‌های حاشیه‌ای هر متغیر.

لازم به ذکر است که نوع کاپیولا بر اساس تجربه طراح تعیین می‌شود. استفاده از کاپیولای گوسین برای مدل‌سازی همبستگی خطی و کاپیولاهای ارشمیدسی و نوع t برای مدل‌سازی همبستگی انتهایی متداول است [۹]، [۱۲].

علاوه بر این، ماتریس همبستگی در عمل باید مثبت نیمه معین^۱، متقارن و دارای درایه‌های حقیقی باشد. مدل سازی مناسب در عمل برای رسیدن به چنین ماتریسی بر اساس داده‌های واقعی مرحله مهمی از الگوریتم را تشکیل می‌دهد؛ به ویژه زمانی که داده‌ها دارای نویز، جابجایی یا کمبود باشند که آن‌ها را غیر قابل اطمینان می‌سازد. چندین روش عملی برای مواجهه با چنین حالت‌هایی وجود دارد که ماتریس‌های نامناسب همبستگی را به ماتریس‌های نیمه معین مثبت بدل می‌کند [۱۳].

مورد کلیدی دیگر در مدل سازی مطمئن وابستگی، تخمین توزیع‌های حاشیه‌ای است. یک روش موجود برازش مدل پارامتری به طور جداگانه به هر مجموعه داده و استفاده از آن‌ها به عنوان توزیع‌های حاشیه‌ای است. با این حال، مدل‌های پارامتری به اندازه کافی در محاسبات آتی و ساخت نرم‌افزار انعطاف‌پذیر نیستند. به جای این نوع مدل‌ها می‌توان از مدل‌های غیرپارامتری برای تبدیل توزیع‌های حاشیه‌ای استفاده کرد. در این حالت استفاده از توزیع‌های تجمعی^۲ تجربی منجر به بازنمایی گسسته‌ای می‌شود که ممکن است برای توزیع‌های پیوسته مناسب نباشد. در این صورت از روش‌های هموار سازی مانند هموار سازی هسته‌ای^۳ یا درونیابی بین نقاط مرکزی پله‌های تابع توزیع تجمعی با یک تابع تکه‌ای-خطی^۴ می‌توان استفاده نمود.

¹ Positive semi-definite

² Cumulative distributions

³ Kernel smoothing

⁴ Piecewise linear

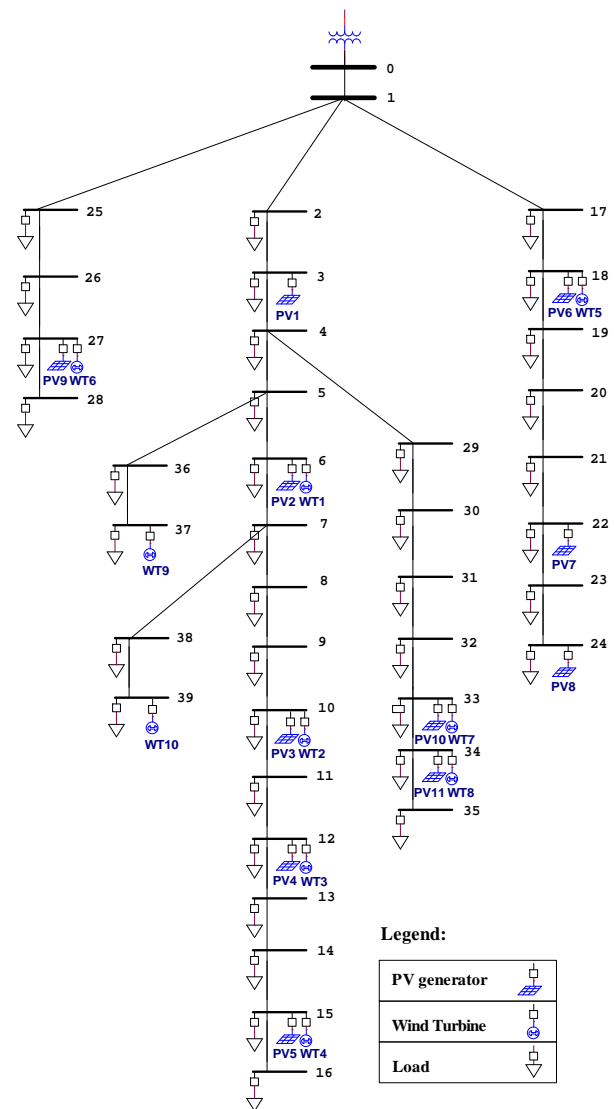
بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق

لازم به ذکر است که الگوریتم فوق که برای بردارهای تصادفی معرفی شد، با اعمال کمی تغییرات قابل استفاده در شبیه سازی سری‌های زمانی تصادفی نیز هست [۱۹]. در واقع بایستی یک پنجره زمانی متحرک با تعداد مشخصی از بردارها به عنوان بردار نمونه برای سری‌های زمانی ایستا در نظر گرفته شود. سپس، توابع توزیع حاشیه‌ای و خود کاپیولا را می‌توان با توجه به این بردار نمونه‌گیری شده بر اساس الگوریتم فوق تخمین زد.

۳- سیستم‌های بادی/PV در سیستم‌های توزیع

همان‌گونه که در مقدمه بیان شد، منابع انرژی تجدیدپذیر لزوماً دارای رفتارهای تصادفی غیر قابل پیش‌بینی هستند. با این حال، برخی از الگوهای آن‌ها مانند تابش خورشیدی و سرعت باد همدیگر را تکمیل می‌کنند و تغییرات نرم‌تری در توان تولیدی تجمعی به خود می‌گیرند. سیستم‌های ترکیبی پراکنده مستقل از شبکه، مخصوصاً از این ویژگی با ترکیب پنل‌های خورشیدی و توربین‌های بادی و اضافه کردن یک دیزل ژنراتور یا باتری پشتیبان با در نظر گرفتن ملاحظات اقتصادی بهره می‌گیرند [۲۰]. از آنجایی که هزینه سیستم ذخیره محدودیت اقتصادی دارد، ظرفیت سیستم‌های بادی/PV را برای حداقل کردن نیاز ذخیره‌ای بهینه می‌کنند. همچنین، توان بادی از توان فتوولتایک (PV) با نسبت یک پنجم ارزانتر است و باید نقش بیشتری به آن تعلق گیرد [۲۱]. این گونه طراحی بهینه نقش ارزیابی ارائه شده در این پژوهش را آشکار می‌سازد. لازم به یادآوری است که این پژوهش با توجه به داده‌های مربوط به مناطق پیش‌گزین نصب سیستم‌های ترکیبی مستقل با لحاظ کردن میزان قطعیت پیش‌بینی‌های انجام شده سهم عملی انرژی‌های پراکنده در شبکه را معین می‌سازد.

ولدهای پراکنده روی فیدر شبکه شعاعی تقاضای توان اکتیو بار را به طور موثر کاهش می‌دهند، پخش توان در طول فیدر را تغییر داده و ولتاژ محلی را بهبود می‌بخشند. شمای یک فیدر توزیع نمونه مربوط به منطقه نمین در شمال غرب ایران



شکل ۲: شبکه توزیع مورد مطالعه

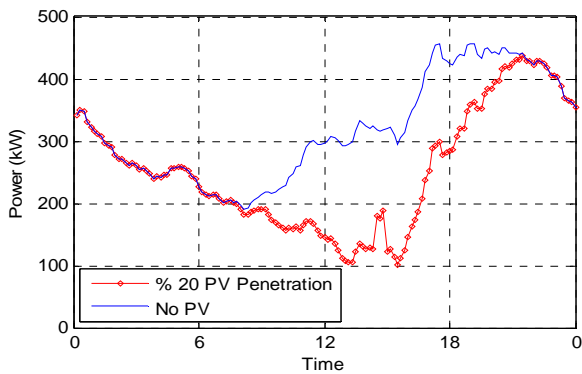
با توجه به روش بیشترین تشابه^۱، کاپیولای فرانک^۲ در این پژوهش انتخاب شده است. لازم به ذکر است که کاپیولای فرانک بر خلاف برخی دیگر مثل کاپیولای گامبل، همبستگی مثبت و منفی را مدل می‌کند. انواع دیگر کاپیولاهای ارشمیدسی به غیر از نوع فرانک به دلیل محدودیت فضای پارامتر وابستگی^۳ خود تنها همبستگی نامنفی را مدل می‌کنند. این مسئله دلیل دیگری برای انتخاب این نوع کاپیولا در تحلیل ارائه شده در این پژوهش است.

¹ Maximum likelihood method

² Frank copula

³ Dependence parameter

بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق



شکل ۳: اثرات واحدهای پراکنده PV در منحنی بار شبکه تحت مطالعه

به همراه پیکربندی نمونه برای جابجایی تولید پراکنده بادی و PV در شکل ۲ نشان داده شده است. این ناحیه و داده‌های ثبت شده مربوط به آن در مطالعه موردی بخش بعد مورد استفاده قرار گرفته است. در اینجا تنها نتیجه‌ای ذکر می‌شود که مربوط به سهم واحدهای PV در بهبود منحنی بار است و در شکل ۳ نشان داده شده است. با تحلیل انجام شده می‌توان تطابق نقاط اوج تولید PV و مصرف (و تولید بادی) را از نظر آماری با لحاظ نمودن وابستگی احتمالاتی بین آن‌ها بررسی و میزان قطعیت اعاده سهم تولیدات پراکنده را در تغییر منحنی بار خالص سیستم محاسبه نمود. لازم به ذکر است که ظرفیت مولد PV در این مثال ۲۵ درصد بار نامی فرض شده است.

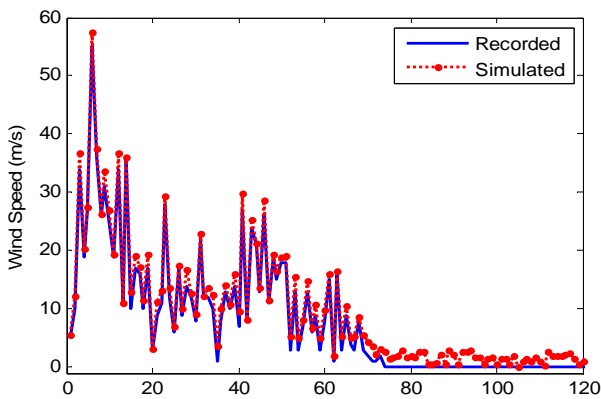


شکل ۴: منطقه نمین که با فراهم بودن داده‌های بادی، خورشیدی و شبکه توزیع آن سیستم آزمایشی این پژوهش را تشکیل می‌دهد.

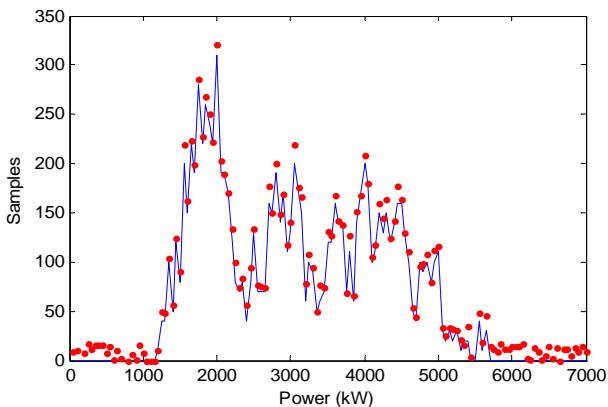
مربوط به یک شهر کوچک نوعی واقع در غرب ایران را دارد. الگوی بارهای روی فیدر مطابق با تنوع مصرف‌کنندگان دارای ثبات مختلف است. داده‌های اندازه‌گیری شده یک سال را در بر می‌گیرد و در بازه‌های زمانی ۱۰-دقیقه‌ای ثبت شده است. بازه زمانی یک سال و تفکیک زمانی ۱۰ دقیقه‌ای برای داده‌های مربوط به سرعت باد و تابش خورشیدی نیز لحاظ شده است. لازم به ذکر است که داده‌های با تفکیک زمانی بالاتر به مدل سازی دقیق‌تری از وابستگی تصادفی می‌انجامد؛ چرا که اطلاعات بیشتری از اثرات متقابل بین پارامترها در اختیار می‌گذارد.

۴- مطالعه موردی: ناحیه نمین در شمال غرب ایران منطقه نمین در استان اردبیل و در ناحیه‌ای با فعالیت باد نسبتاً مناسب قرار گرفته است (شکل ۴). این ناحیه نامزد مناسبی از نظر قابلیت‌های بادی و خورشیدی است و با توجه به شبکه توزیع آن می‌تواند از مزایای تولید پراکنده ترکیبی بهره‌مند گردد. به عنوان یک مثال عددی، فیدر توزیع شکل ۲ را با کمی تغییرات در مکان بارها در نظر بگیرید. این شکل همچنین مکان بارها و نمونه‌ای از توزیع مولدهای PV و بادی را نشان می‌دهد. پروفایل بار روزانه شکل داده‌های واقعی

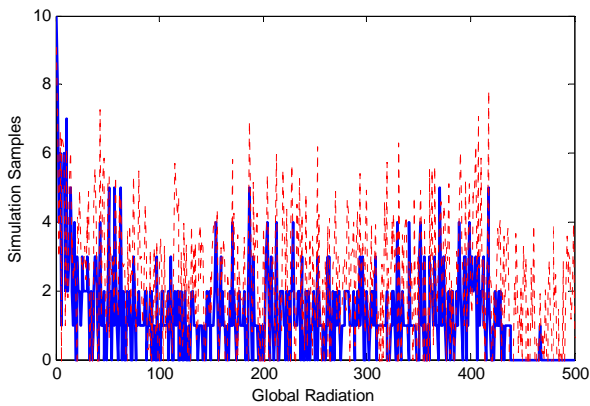
بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق



شکل ۶: سرعت باد واقعی ثبت شده در مقابل شبیه‌سازی شده در ناحیه مورد مطالعه.



شکل ۷: توزیع بار شبکه واقعی و شبیه سازی شده.



شکل ۸: توزیع تابش خورشیدی واقعی و شبیه سازی شده (مقادیر صفر تابش که در شب ثبت می‌شوند، نشان داده نشده‌اند).

توزیع‌های سرعت و توان بادی برای چنین توربین-ژنراتوری توسط شبیه سازی مونت کارلو با تعداد نمونه ۱۰,۰۰۰ بدست آمده و در شکل ۵ نشان داده شده است. روش استفاده شده مشابه مرجع [۲۵] است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود،

کاربرد الگوریتم کاپیولای ارسیمدسی مطابق با آنچه در بخش ۲ ذکر شد، به محاسبه موارد زیر نیاز دارد:

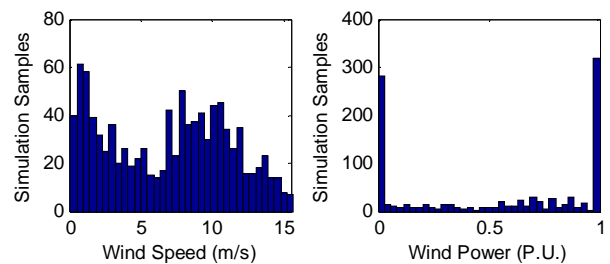
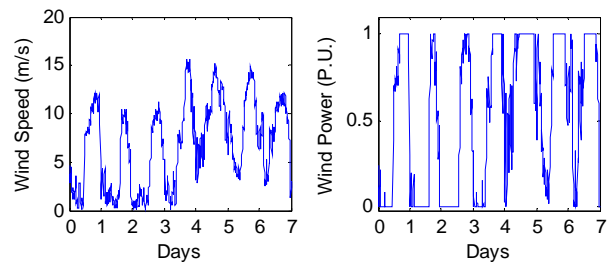
(۱) توزیع‌های عملی حاشیه‌ای: توزیع‌های توان و سرعت باد در هر مکانی که مولدی در آن نصب شده و یا خواهد شد، توزیع‌های بار سیستم و توزیع‌های توان PV در هر مکانی که مولدی در آن نصب شده و یا خواهد شد.

(۲) ساختار وابستگی: ماتریس همبستگی ترتیبی بین متغیرهای تصادفی سرعت باد، بار سیستم و تابش خورشیدی.

۴-۱-۱-۴- توزیع‌های حاشیه‌ای

۴-۱-۱-۴-۱- توزیع‌های سرعت و توان بادی

توزیع سرعت باد برای سایت‌هایی که داده آن‌ها موجود است بر اساس ارتفاع اندازه‌گیری ۴۰ متر تهیه شده است. ژنراتور-های توربین بادی با کنترل ملخ معمولی در نظر گرفته شده که ارتفاع مرکز^۱ آن‌ها ۴۰ متر و توان نامی آن‌ها ۶۰۰ kW است. همچنین مقادیر سرعت باد شروع به کار^۲، نامی و قطع از کار^۳ به ترتیب برابر ۳، ۱۰ و ۲۰ متر بر ثانیه می‌باشند.



شکل ۵: سری‌های زمانی و توزیع‌های سرعت و توان بادی با روش شبیه‌سازی معرفی شده

^۱ Hub height

^۲ Cut-in speed

^۳ Cut-out speed

بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق

از داده‌ها مطابق روش ارائه شده در بخش ۲ اجرا شده است. در شکل ۶ توزیع سرعت باد اندازه‌گیری شده در مقایسه با مقادیر شبیه‌سازی شده توسط روش مونت کارلو (۱۰,۰۰۰ نمونه) نشان داده شده است. دقت حاصله همان‌گونه در مشاهده می‌شود بسیار مناسب می‌باشد.

انباشتگی احتمال در صفر و توان نامی وجود دارد. انباشتگی در صفر مربوط به سرعت‌های باد کمتر از سرعت شروع به کار و قطع از کار است. انباشتگی در توان نامی نیز مربوط به سرعت‌های بین سرعت نامی و قطع از کار است. نمونه‌برداری توزیع‌های سرعت باد بر اساس توزیع‌های عملی بدست آمده

جدول ۱: ماتریس همبستگی ترتیبی کاپولا بر اساس داده‌های واقعی ناحیه مورد مطالعه.

	TLP 1	TLP 2	TLP 3	TLP 4	TLP 5	TLP 6	TLP 7	WP 1	WP 2	WP 3	SR
TLP 1	1.000	0.340	0.437	0.348	0.713	0.773	0.635	0.699	0.699	0.691	0.416
TLP 2	0.340	1.000	0.872	0.516	0.518	0.011	0.660	0.094	0.088	0.063	0.402
TLP 3	0.437	0.872	1.000	0.367	0.706	0.148	0.864	0.223	0.219	0.200	0.262
TLP 4	0.348	0.516	0.367	1.000	0.166	0.542	0.038	0.566	0.575	0.604	0.779
TLP 5	0.713	0.518	0.706	0.166	1.000	0.532	0.871	0.525	0.528	0.536	0.274
TLP 6	0.773	0.011	0.148	0.542	0.532	1.000	0.405	0.630	0.635	0.649	0.613
TLP 7	0.635	0.660	0.864	0.038	0.871	0.405	1.000	0.414	0.414	0.405	0.001
WP 1	0.699	0.094	0.223	0.566	0.525	0.630	0.414	1.000	0.996	0.972	0.527
WP 2	0.699	0.088	0.219	0.575	0.528	0.635	0.414	0.996	1.000	0.980	0.538
WP 3	0.691	0.063	0.200	0.604	0.536	0.649	0.405	0.972	0.980	1.000	0.580
SR	0.416	0.402	0.262	0.779	0.274	0.613	0.001	0.527	0.538	0.580	1.000

سیستم در برخی مکان‌های با منحنی بار نوعی مخصوص به خود دارد.

شکل ۹ توزیع بار خالص سیستم مدل‌سازی شده را نشان می‌دهد که از تفریق بین توزیع شکل ۷ و توزیع‌های تجمعی فعالیت بادی و خورشیدی بدست آمده است. این شکل بایستی با شکل ۷ مقایسه شود تا بهبود حاصله معین گردد. عمل تفریق این توزیع‌ها از هم در مدل سازی ارائه شده با در نظر گرفتن همبستگی بین سرعت باد، تابش خورشیدی و بار انجام شده و با توجه به مطالعه موردی ارائه شده، توزیع‌های بدست‌آمده دارای اهمیت زیادی در ملاحظات مربوط به اعتبار ظرفیت افزوده به سیستم تولید ناشی از تجمیع توان بادی و خورشیدی است. به علاوه، تخمین توزیع‌های پخش بار سیستم را می‌توان با همان الگوریتم در صورت محاسبه تکراری آن در مدل حالت دائمی سیستم انجام داد. این مطالعات طراح سیستم را قادر می‌سازد تا عملکرد آتی و کنونی سیستم و انرژی‌های در دسترس را بهتر مدل سازی کرده و میران قطعیت تقویت شبکه را با اضافه کردن توان بادی و خورشیدی برآورد نماید.

۴-۱-۲- توزیع‌های تابش خورشیدی و بار شبکه

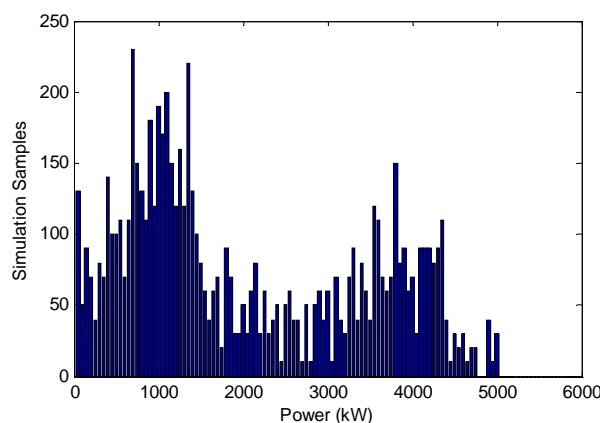
توزیع حاشیه‌ای بار سیستم شبیه‌سازی شده و واقعی در شکل ۷ با نمودار تابع توزیع احتمال (pdf) نشان داده شده است. همچنین توزیع خروجی واحدهای PV بدون ذخیره‌ساز شبیه‌سازی شده و واقعی در شکل ۸ نمایش داده شده است.

۴-۲- ساختار وابستگی تصادفی

برای کاربرد روش معرفی شده در بخش ۲، ماتریس همبستگی ترتیبی ۱۱×۱۱ محاسبه شده و در جدول الف آورده شده است. هفت سطر و ستون متناظر با توان‌های اکتیو مطابق با منحنی‌های بار نوعی (TLP) شبکه شکل ۲ هستند؛ سه سطر و ستون متناظر با سرعت‌های باد در سه ارتفاع مرکزی توربین مختلف و سطر و ستون آخر متناظر با تابش خورشیدی است. همبستگی متوسطی بین فعالیت‌های بادی و خورشیدی مشاهده می‌شود که حول ۰/۵۸ متغیر است. همچنین، قابل ذکر است که فعالیت بادی در مکان‌های مختلف و ارتفاع‌های مختلف کل ناحیه همبسته است و فعالیت خورشیدی به طور بالقوه همبستگی مناسبی با بار

بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق

فرآیند بر روی یک فیدر توزیع ولتاژ متوسط با ۱۱ باس با فرض جایابی تصادفی مولدهای PV و توربین‌های بادی اجرا شد. لازم به ذکر است که این الگوریتم قابل اعمال در سیستم‌های با توپولوژی‌های بار و فیدر مختلف است و بر اساس داده‌های عملکردی مولدهای پراکنده و بار سیستم اجرا می‌شود. روش پیشنهادی به عنوان مکملی بین عدم قطعیت‌های ناشی از مولدهای پراکنده تصادفی و منقطع و ابزارهای سنتی تحلیل سیستم‌های توزیع عمل می‌کند.



شکل ۹: بار خالص سیستم برای سناریوی تجمیع ارائه شده

مراجع

- [1] Pregelj A, Begovic M, Rohatgi A. Quantitative techniques for analysis of large data sets in renewable distributed generation. *IEEE Trans Power Syst* August 2004;19(3):1277–1285.
- [2] McHenry MP. Why are remote western Australians installing renewable energy technologies in stand-alone power supply systems?. *Renew Energy* 2009;34(1):1252–1256.
- [3] R Development Core Team, 2006a. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. Available from: <http://www.R-project.org/>; 2006 (accessed 10 June 2009).
- [4] Simulink, MATLAB 7.4.
- [5] حامد ولی زاده حقی، محمد توکلی بینا، ارائه الگوریتم جدیدی برای مدل‌سازی و شبیه‌سازی عدم تعادل ولتاژ در سیستم‌های توزیع بر اساس توابع احتمال کاپیولا و تبدیل موجک، بیست و سومین کنفرانس بین‌المللی برق (PSC 23rd)، پژوهشگاه نیرو، تهران، ایران، آذرماه ۱۳۸۷.
- [6] Hagi HV, Bina MT. Complete harmonic-domain modeling and performance evaluation of an optimal-PWM-modulated STATCOM in a realistic distribution network. *Przegląd Elektrotechniczny* 2009;85(1):156–161.
- [7] Papaefthymiou G, Schavemaker PH, VanDerSluis L, Kling WL, Kurowicka D, Cooke RM. Integration of stochastic generation in power systems. *Int J Elect Power Energy Syst* 2006; 28:655–667.
- [8] Papaefthymiou G. Integration of stochastic generation in power systems. PhD diss, Delft Univ Tech, Delft, Netherlands;2007. Available from: <http://www.library.tudelft.nl/>

۵- نتیجه‌گیری

این پژوهش نوع جدیدی از تحلیل جبری-احتمالاتی را برای مدل‌سازی وابستگی تصادفی در سیستم قدرت پیشنهاد می‌کند. ارزیابی عملکرد فیدر توزیع مجهز به مولدهای پراکنده تجدیدپذیر جزو مسائل چالش‌برانگیز در مرحله طراحی سیستم‌های قدرت است. پیچیدگی این مسائل ناشی از عدم قطعیت موجود در پیش‌بینی خروجی واحدهای تولید پراکنده است. عدم قطعیت خروجی این واحدها نیز ناشی از ذات تصادفی ورودی آن‌ها (مثل سرعت باد و تابش خورشیدی)، مکان آن روی فیدر و برهم‌کنش آن با بار فیدر است که به نوبه خود فرایند تصادفی دیگری است. شبیه‌سازی فرایندهای تصادفی که خروجی و پیکربندی مولدهای پراکنده را تشکیل می‌دهد به همراه داده‌های اندازه‌گیری شده میدانی منحنی بار فیدرهایی که نامزد نصب این واحدها هستند و تعیین برهم‌کنش آن‌ها منجر به مجموعه داده‌های بسیار عظیمی برای تحلیل می‌شوند. برای بدست آوردن منحنی‌های بار متوجه روشی لازم است که ساختار وابستگی را در قالب پارامترهای چندمتغیره مدل کند.

این پژوهش تئوری کاپیولا را برای بررسی و مدل‌سازی وابستگی تصادفی موجود ارائه کرده است. الگوریتم مدل‌سازی ارشمیدسی ارائه شده با تابع کاپیولای فرانک معرفی شد. سپس این روش برای مدل‌سازی برهم‌کنش توان‌های پراکنده باد و PV و بار سیستم در ناحیه نمین استفاده شد. این

بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق

- needed from SUNA for each major technology area. Tehran, Iran: Iranian Renewable Energy Organization (SUNA); June 2008.
- [24] World Design Insolation-Solarex;2004.
- [25] Papaefthymiou G. MCMC for wind power simulation. IEEE Trans Energy Conv March 2008;23(1):234–240.
- [9] Nelsen RB. An Introduction to Copulas 2nd ed. New York: Springer 2006.
- [10] Pfeifer D, Neslehova J. Modeling dependence in finance and insurance: the copula approach. Blatter der DGVMF 2003;26(2):177–191. Available from: <http://www.staff.uni-oldenburg.de/dietmar.pfeifer/Copulas.pdf> (accessed 20 Oct 2008).
- [11] Sklar A. Functions de repartitiona n dimensions et leurs marges. Pub Inst Statist Univ Paris 1959; 8:229–230.
- [12] Embrechts P, McNeil A, Straumann D. Correlation and dependence in risk management: properties and pitfalls. M. Dempster (ed.), Risk Management: Value at Risk and Beyond, Cambridge University Press 2002; 176–223.
- [13] Rebonato R, Jackel P. The most general methodology to create a valid correlation matrix for risk management and option pricing purposes. J of Risk 2000;2:17–27.
- [14] Frees EW, Valdez EA. Understanding relationships using copulas. In Proc 32nd Actuarial Research Conf, Alberta, Canada; August 1997.
- [15] Genest C, MacKay J. The joy of copulas: Bivariate distributions with uniform marginals. The American Statistician 1986;40:280–283.
- [16] Yan J. Enjoy the joy of copulas. Journal of Statistical Software 2007;21(4):1–2.
- [17] Frees EW, Wang P. Credibility using copulas. North American Actuarial Journal 2005;9(2):31–48.
- [18] Genest C, Rivest LP. Statistical inference procedures for bivariate Archimedean copulas. Journal of the American Statistical Association 1993;88:1034–1043.
- [19] Strelen JC, Nassaj F. Analysis and generation of random vectors with copulas. In Proc Winter Simulation Conf; 2007:488–496.
- [20] Borowy B, Salameh Z. Methodology for optimally sizing the combination of a battery bank and PV array in a wind/PV hybrid system. IEEE Trans Energy Conv June 1996; 11:367–375.
- [21] Jayadev J. Harnessing the wind. IEEE Spectrum 1995; 32:78–83.
- [22] Ameri M, Ghadiri M, Hosseini M. Recent advances in the implementation of wind energy in Iran. In Proc Joint Int Conf Sustainable Energy and Environ (SEE-2), Bangkok, Thailand; 2006.p.21–23.
- [23] Moosavi SM, Pari MN. Data and information