



# بررسی روش های هوشمند پیش بینی بار کوتاه مدت در شبکه توزیع با رویکرد بهینه سازی سود

حسین رضائی<sup>1</sup>، اسدالله کاظمی<sup>2</sup>

1- دانشجوی ارشد قدرت موسسه کاوش - hossein15153@yahoo.com

2- اسدالله کاظمی استادیار موسسه کاوش - asadollahk@yahoo.com

چکیده: از اوایل دهه 1990، روند خارج شدن صنعت برق از دولتی به بخش خصوصی آغاز شد. رفع محدودیت و معرفی بازارهای رقابتی تغییر چشم گیری بر صنعت برق داشته است. در بسیاری از کشورها در سراسر جهان، برق در حال حاضر تحت قوانین بازار با استفاده از قرارداد های نقطه ای و مشتق شده از معامله می باشد. در بازار برق، قیمت برق مهمترین سیگنال برای همه شرکت کنندگان بازار است. با این حال، پیش بینی قیمت برق به دلیل غیر خطی بودن، عدم ثبات و عدم قطعیت سیگنال قیمتی، یک کار پیچیده است. به رغم تمام تحقیقات انجام شده در این زمینه در سال های اخیر، هنوز هم نیاز به روش های پیش بینی دقیق تر قیمت احساس می شود. در این مطالعه، برخی از روش های هوش مصنوعی که در پیش بینی قیمت برق به کار رفته مورد بررسی قرار می گیرد.

واژه های کلیدی — بازار برق، پیش بینی قیمت برق کوتاه مدت، هوش مصنوعی، شبکه عصبی، ماشین افراطی یادگیری.

ابزار برای پیش بینی قیمت ساعت برق ارائه شده است [2]. به عنوان مثال، ماشین های بردار تباط در [3] و [4]، ماشین های بردار پشتیبانی در [5] و فرآیندهای گاوسی در [6] ارائه شده است.

ابزارهای دیگر که برای پیش بینی قیمت ساعتی استفاده می شوند، شبکه های عصبی مصنوعی [7]، تبدیل موجک [8]، فیلترهای ذرات [9]، دستگاه های یادگیری افراطی [10]، تحلیل مولفه های اصلی [11]، ماشین های بردار اطلاعاتی [12]، تجزیه طیف منحصر به فرد [13]، ARIMA [14]، یادگیری چند هسته ای [15]، مدل های فازی عصبی [16]، نزدیکترین مدل همسایه [17]، رگرسیون پویا [18]، دستگاه دو هسته ای [2] و روش های دیگر.

در این پژوهش برخی از این روش ها که دارای نتیجه بهتری بودند مورد بررسی قرار گرفته اند.

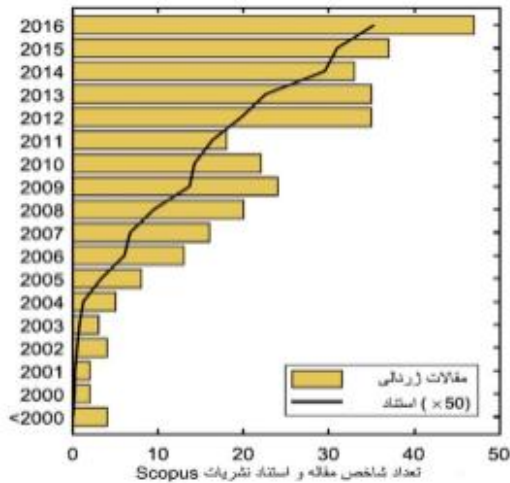
## 1. مقدمه

در بازارهای برق در سراسر جهان هر دو طرف عرضه و تقاضا به اطلاعات قیمت نیاز دارند. تا برای بدست آوردن سود بیشتر، بهترین پیشنهاد های قیمتی را ارائه دهند. و یا ریسک مزایده را مشخص کنند. از این رو دقت پیش بینی قیمت نقطه ای برق، اصلی است که تا حد زیادی منافع بازیکنان در بازار برق را تحت تاثیر قرار می دهد. در سال های اخیر، در سراسر جهان پیش بینی قیمت برق به کمک هوش محاسباتی اطلاعات مهمی را برای شرکت کنندگان در بازار برق بازسازی کرده است [1].

همچنین چهار نوع پیش بینی قیمت با توجه به طول افق زمانی پیش بینی وجود دارد: پیش بینی قیمت بسیار کوتاه، کوتاه، متوسط و بلند مدت. لازم به ذکر است که پیش بینی قیمت ها می تواند به عنوان یک ابزار مستقل یا هم افزایی با پیش بینی بار به عنوان یک روش مورد استفاده قرار گیرد. چندین

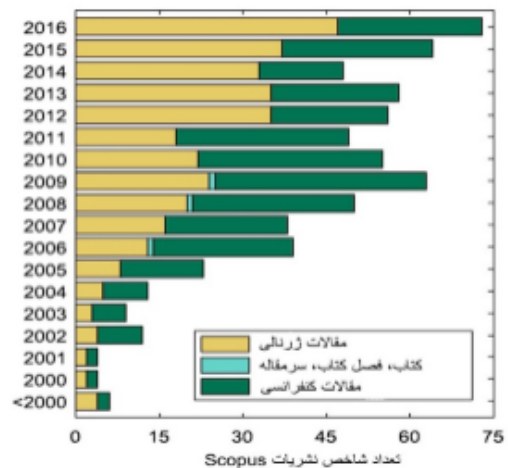
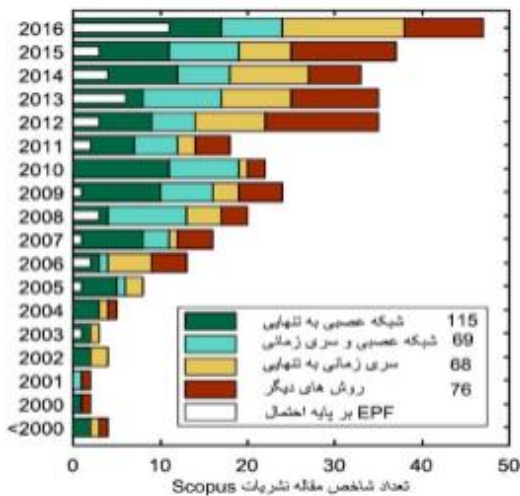
## 2. پیشینه تحقیق

شکل 1: تعداد شاخص WoS (پانل سمت چپ) و شاخص Scopus (پانل سمت راست) پیش بینی قیمت برق (EPF) در سال های 1992-2016. تمام نشریات قبل از سال 2000 (8 مورد برای WoS، 6 برای Scopus) یک دسته "2000" تقسیم شده است.

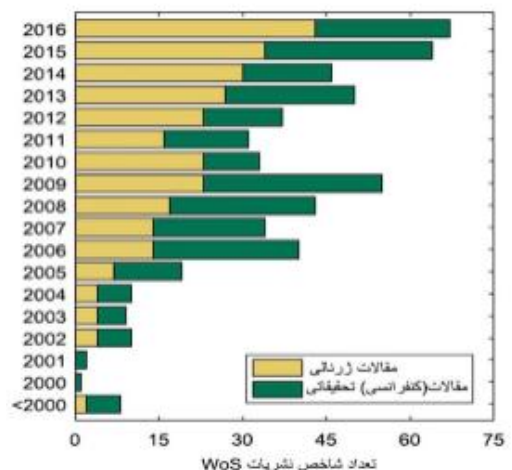


در شکل 1 روند رو به رشد تعداد مقالات را در دو نشریه (WoS و Scopus) تا سال 2016 را نشان می دهد. همچنین، تعداد کم کتاب های منتشر شده و تعداد مقالات مروری کم بیانگر نابالغ بودن این حوزه از تحقیقات می باشد.

دو گروه اصلی که در این حوزه از تحقیقات فعالیت می کنند. (i) مهندسين برق (ii) متخصصين اقتصاد سنجی و آمار هستند. آموزش مهندسين برق متمرکز بر هوش محاسباتی و متخصصين اقتصاد سنجی و آمار متمرکز بر مدل های سری زمانی است. متأسفانه، پی آمد این تفاوت ها در آموزش کیفیت تحقیقات را تحت تاثیر قرار داده است. لذا، معمول مقالات 'مهندسی برق' ابزارهای هوشمند محاسباتی تکاملی و با مدل های آماری نسبتاً ساده (یا به درستی اعمال نشده) است، در حالی که مقالات "اقتصادسنجی" یا "آماري" که مدل های پیشرفته آماری است. قطعاً فرصت بهبود و همکاری نزدیکتر بین دو جوامع وجود دارد [19].



شکل 2. پانل چپ: تعداد شاخص مقالات ژرنالی و استنادی بازار برق Scopus به آن مقالات در سال های 1994-2016. چهار مقاله مربوط به قبل از سال 2000 است. پانل راست: تعداد شاخص مقالات ژرنال EPF در هر یک از چهار کلاس 'method' (متن را برای جزئیات بیشتر مشاهده کنید). علاوه بر این، تعداد مقاله های EPF بر پایه احتمال در هر سال با نوار سفید باریک نشان داده شده است.



### 3. عوامل موثر بر بار مصرفی و قیمت برق کوتاه

#### مدت

پیش بینی قیمت برق ساعتی می تواند به عنوان یک ابزار مستقل یا هم افزایی با پیش بینی بار به عنوان یک روش مورد استفاده قرار گیرد [20]. در بسیار از روش ابتدا بار مصرفی پیش بینی می شود و در مرحله دوم قانون عرضه و تقاضای بازار برای پیش بینی قیمت، به این پروسه اضافه می شود. عوامل موثر بر قیمت برق را تا 600 مورد برآورد کردند. انتخاب عوامل متفاوت زیاد در ورودی الگوریتم ها موجب نتیجه معکوس و افزایش خطا در پاسخ الگوریتم ها می شود، به همین دلیل تعداد عوامل ورودی را در محدوده 8 تا 12 عدد انتخاب می شود که تعدادی از مهمترین آن عبارت است از: آب و هوا؛ فاکتورهای آب و هوا مانند درجه حرارت، میزان بارش رطوبت هوا و غیره بر قیمت برق موثر است. برخی از عوامل مانند مقدار درجه حرارت به صورت مستقیم در تابع هدف مورد استفاده قرار می گیرد.

**شدت فعالیت های روزمره و کسب و کار:** شدت فعالیت های روزمره و کسب و کار، ساعت کاری و یا ساعات غیرفعال کاری، روزهای کاری هفته یا آخر هفته، تعطیلات و نزدیک به تعطیلات، و غیره از عواملی است که در بیشتر الگوریتم ها مورد توجه قرار می گیرد.

**قیمت سوخت:** از عوامل موثر دیگر بر قیمت تولید برق، قیمت سوخت است و یا عواملی که می تواند به صورت مستقیم و یا غیر مستقیم بر میزان مصرف سوخت موثر باشد. مثلا، در فنلاند بعلت وجود تعداد زیاد نیروگاه های آبی، میزان بارش سالانه بر قیمت برق موثر است.

**هزینه های تعمیر و نگهداری:** شامل هزینه های تعمیر و نگهداری نیروگاه ها و همچنین خطوط انتقال

**هزینه انتقال:** زمانی که برق از نیروگاهی خریداری می شود. برای انتقال آن باید خطوط انتقالی کرایه شود.

**قوانین عرضه و تقاضا بازار:** علاوه بر عوامل بالا، نوسان شدید قیمت برق ناشی از قوانین عرضه و تقاضا بازار، بر قیمت برق تاثیر زیادی دارد. و این

نوسانات قیمتی می تواند تا دو مرتبه بالاتر از هر کالا یا دارایی دیگر باشد [21].

### 4. انتخاب تکنیک (هوش مصنوعی) مناسب

تقسیم بندی رویکردهای مدل سازی شامل موارد زیر است:

1-مدل چند عامله

2-روش های بنیادی

3-مدل های فرم کاهش یافته

4-رویکردهای آماری

5-هوش محاسباتی

هر یک از تقسیم بندی های بالا در پیش بینی قیمت برق جایگاهی خاص خود را دارند [21]. ولی در این پژوهش هوش محاسباتی مورد توجه قرار گرفته است. در انتخاب رویکردهای هوش مصنوعی مناسب باید عوامل چند را مورد توجه قرار دارد.

1-**حجم داده ها:** برخی از الگوریتم ها با حجم داده های زیاد، پاسخ دقیق تری می دهند. بعضی از الگوریتم ها با حجم داده های کمتر بهتر عمل می کنند ولی ممکن است حجم دیتای ما زیاد باشد، که در این صورت می بایست الگوریتم گروه اول را بکار بگیریم. و زمانی که حجم داده های ما کم است. لازم است، از الگوریتم گروه دوم استفاده کنیم

2-**دقت:** دقت پاسخ الگوریتم در حقیقت روشن می کند، که انتخاب الگوریتم مناسب بوده یا نه

3-**انعطاف پذیری:** به طور کلی، روش های هوش محاسباتی در مدل سازی ویژگی های قیمت برق منعطف تر از تکنیک های آماری عمل می کنند. در عین حال، این انعطاف پذیری نیز می تواند ضعف عمده آنها باشد. توانایی انطباق با رفتارهای غیر خطی تیزممکن است لزوما به پیش بینی های بهتر منجر نشود [21].

باید توجه داشت که، تغییرات در قیمت ساعتی برق در نقاط مختلف جهان بسیار متفاوت است. بنابراین، باید میزان انعطاف پذیری رویکر در هر منطقه متناسب با تغییرات قیمت در همان منطقه در نظر گرفته شود.

معمولا در انتخاب رویکرد مناسب باید تعادل بین انعطاف پذیری و دقت را مد نظر قرار داد [19].

**4- کالیبره کردن:** علاوه بر این، مجموعه ای از ابزارهای موجود در هوش محاسباتی بسیار متنوع و غنی است و یافتن راه حل بهینه از بین آن ها مشکل است. بدتر از همه، بسیار دشوار است که روش های مختلف هوش محاسباتی را کاملا مقایسه کنید. حتی اگر دقت پیش بینی برای یک بازار مشابه و یک دوره آزمون خارج از نمونه (پیش بینی) مشابه گزارش شده باشد، اشتباهات روش های مجزا واقعا قابل مقایسه نیست، مگر اینکه از دوره های مشابه در نمونه (کالیبراسیون) استفاده شود، و بنابراین نمی توان از بیان اظهارات کلی در درباره راندمان مدل ها استفاده کرد، مگر در وضعیتی کاملا مشابه (بخصوص کالیبراسیون مشابه) باشد [21].

## 5. عملکرد برخی از روش های هوش مصنوعی

### در پیش بینی بار (با حجم بالا)

در اینجا، برای مقایسه برخی از الگوریتم های هوش مصنوعی، 7 ماه از داده ها موثر بر قیمت، در روند آموزش این الگوریتم ها مورد استفاده قرار گرفته است و ماه هشتم برای تست پیش بینی در نظر گرفته شده است.

جدول 1 خطاهای پیش بینی حاصل شده از الگوریتم ها  $AR^1$ ،  $ARMA^2$ ،  $ANN^3$  و  $SVR^4$ ، را در ابتدا، بدون استفاده از روش های تکاملی برای بهینه سازی این پارامترها را نشان می دهد. همانطور که دیده می شود، بهترین عملکرد متعلق به  $SVR$  است [22].

در ادامه، مقایسه روش های تکاملی به منظور بهینه سازی وزن  $ANN$  مورد استفاده قرار گرفته است [22]. روش مورد استفاده در این مرحله شامل:

$ANNMHBMO^8$ ،  $ANNPSO^7$ ،  $ANNHBM0^6$ ،  $ANNGA^5$  است. دیده می شود که روش پیشنهادی که الگوریتم های تکاملی را با  $ANN$  ترکیب می کند، دقت مقادیر بار پیش بینی شده را به طور موثر در مقایسه با  $ANN$  تنها افزایش داده است. همان طور که در شکل 4 نشان داده شده است درصد خطای میانگین مطلق یک ماه برای الگوریتم  $ANN$  با روش های تکاملی نتیجه بهتری داشته است. که بهترین آن ها  $ANNMHBMO$  است.

به منظور درک بهتر دقت مقادیر بار پیش بینی شده، در شکل 5 نمودار خطا به صورت مقایسه ی برای 30 روز نشان داده شده است. و برای جلوگیری از سردرگمی، در شکل 5، فقط نتایج  $ANN$  و  $ANN-MHBMO$  نشان داده شده و نتایج روش های دیگر نادیده گرفته شده است. نوار سیاه میزان خطای بیشتر روش  $ANN$  و نوارهای قرمز شطرنجی میزان خطای بیشتر روش ترکیبی  $ANN-MHBMO$  را نشان می دهد. از شکل 5 می توان دو نتیجه را مشاهده کرد.

الف - حتی یک روش برتر هم در برخی از نقاط میزان خطای بیشتری نسبت به یک روش سطح پایین تر دارد.

ب - با استفاده از نتایج بدست آمده از روش های متفاوت و وزن دهی مجدد آن ها به منظور ترکیب نتایج روش های مجزا می توان نتایج بهتری را بدست آورد.

## 6. عملکرد برخی از روش های در پیش بینی (با

### حجم پایین داده ها)

در این بخش، حجم داده های کم، برای پیش بینی قیمت برق ساعت جلوتر بکار رفته است و برای افزایش دقت از روش نمونه برداری مجدد (بوت استرپ) استفاده شده است. و روش های  $BPNN - RBF - FNN$  -  $SVM - RVM - ELM$  باهم مقایسه شده اند. در جدول 2 دقت پیش

<sup>5</sup> ANN Genetic algorithm

<sup>6</sup> ANN honey-bee mating optimization

<sup>7</sup> ANN Particle swarm optimization

<sup>8</sup> ANN Modified honey-bee mating optimization

<sup>1</sup> Autoregressive

<sup>2</sup> Autoregressive moving average

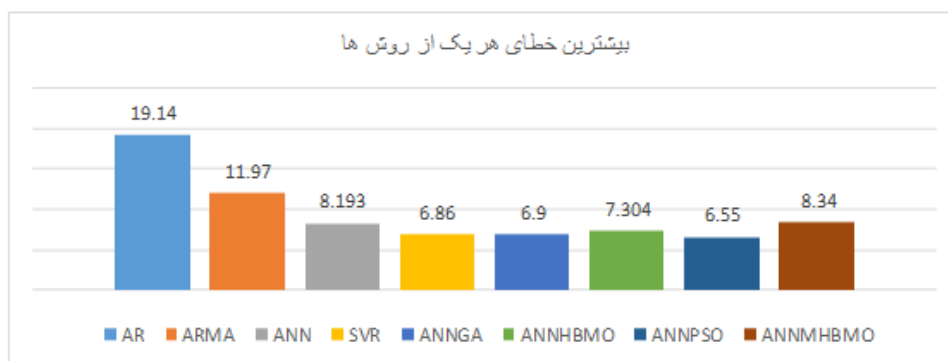
<sup>3</sup> Artificial neural network

<sup>4</sup> support vector regression

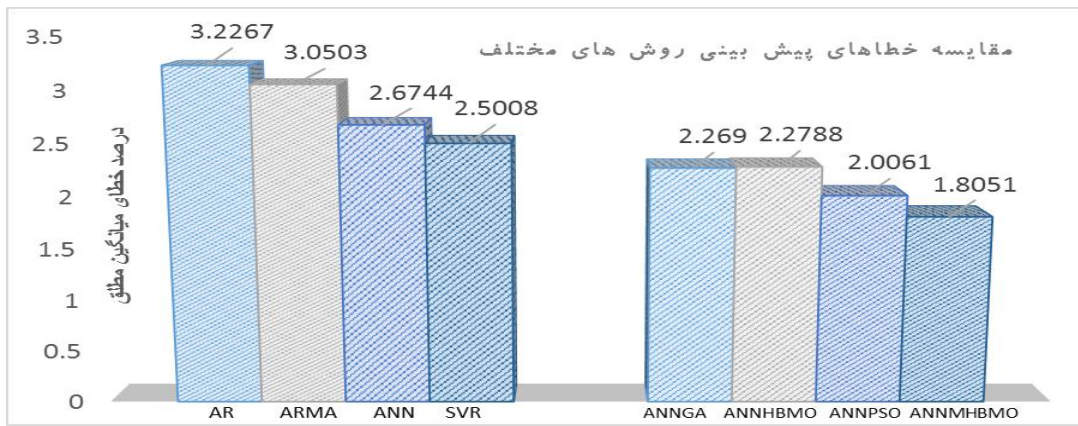
بینی روش های فوق، در 2 گام (N=5, N=10) مورد مقایسه قرار گرفته است.

جدول (1) خطاهای پیش بینی حاصل شده از الگوریتم های مختلف (رنگ زرد بیشینه خطا است)

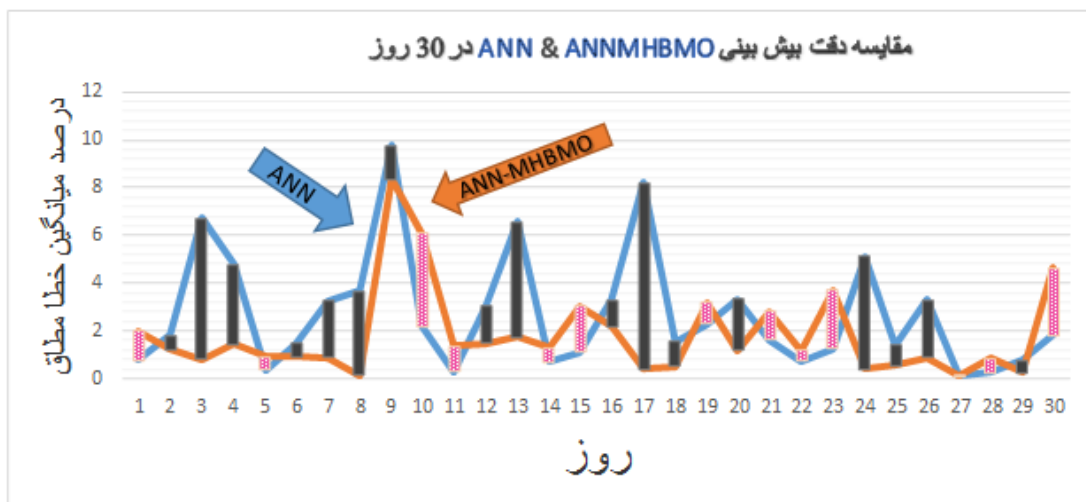
ANNMHBM0 σ%	ANNPSO σ%	ANNHBM0 σ%	ANNNGA σ%	SVR σ%	ANN σ%	ARMA σ%	AR σ%	day
1.9920	2.8724	1.0010	3.3259	3.2315	0.7559	1.3462	3.1350	1
1.2007	0.0582	0.8472	1.1047	0.8168	1.7862	0.5042	3.5991	2
0.8052	0.1164	5.5873	1.7922	1.4446	6.7086	0.8990	3.7772	3
1.4279	0.2576	2.2321	1.1777	1.4718	4.7744	1.3187	0.1784	4
0.9229	6.5536	0.1296	6.9027	6.8558	0.3579	5.2053	6.8716	5
0.8986	2.0366	1.8453	2.6903	2.5119	1.4770	2.5765	7.2679	6
0.8585	0.9982	2.8974	0.7637	0.6244	3.2650	8.0767	0.2079	7
0.1259	2.0729	3.6998	1.5258	1.1504	3.6543	4.9890	1.6378	8
8.3365	1.2581	7.2821	1.7833	2.2097	9.7528	1.7103	0.9944	9
6.0798	4.3149	2.0102	5.1499	4.7436	2.1541	1.1400	1.5470	10
1.3691	1.4534	0.0054	1.8001	1.4951	0.2630	6.8016	3.5224	11
1.4724	0.3396	2.7400	1.7503	1.5997	3.0130	11.9727	2.7510	12
1.7324	2.1914	3.8754	3.3470	3.4142	6.5801	2.3513	4.4788	13
1.2662	3.7686	2.8742	2.7802	3.0441	0.6778	3.4589	0.9206	14
3.0363	1.3121	1.3294	0.7328	0.8209	1.0908	4.0880	2.2176	15
2.1653	4.3007	2.7483	3.5745	3.7362	3.2700	1.4172	0.7735	16
0.3799	2.8693	7.3041	3.3400	3.6154	8.1930	3.0203	3.9343	17
0.5077	0.2133	1.2201	1.4530	1.3074	1.5300	2.7544	12.777	18
3.1706	0.7769	3.1287	0.6454	1.2685	2.2870	6.1655	19.144	19
1.1834	0.4421	2.3293	0.2116	0.3033	3.3255	4.1256	1.2669	20
2.8031	0.5008	1.0281	1.5563	1.5579	1.6016	2.1045	0.1201	21
1.1565	3.1151	0.6431	3.3624	3.6813	0.7210	3.1903	0.4670	22
3.6854	2.6015	0.0882	3.1344	3.3302	1.2470	1.6458	1.2574	23
0.3687	3.4032	4.2534	1.9781	4.6541	5.1143	1.3992	1.7027	24
0.5186	0.8232	0.9832	3.9983	1.8677	1.4051	1.4857	1.9665	25
0.8796	2.2486	2.6327	1.6843	2.4892	3.2912	1.9511	1.6057	26
0.1176	0.9824	0.2311	0.3180	1.5049	0.0941	1.0008	4.7751	27
0.8189	3.9193	0.0075	3.1213	4.7663	0.2488	3.4566	2.8621	28
0.2290	3.2834	0.6799	1.8441	4.0667	0.7559	0.9050	0.9153	29
4.6443	1.0989	0.4503	1.2205	1.4394	1.7862	0.4497	0.1256	30
1.8051	2.0061	2.2788	2.2690	2.5008	2.6744	3.0503	3.2267	MAPE (%)



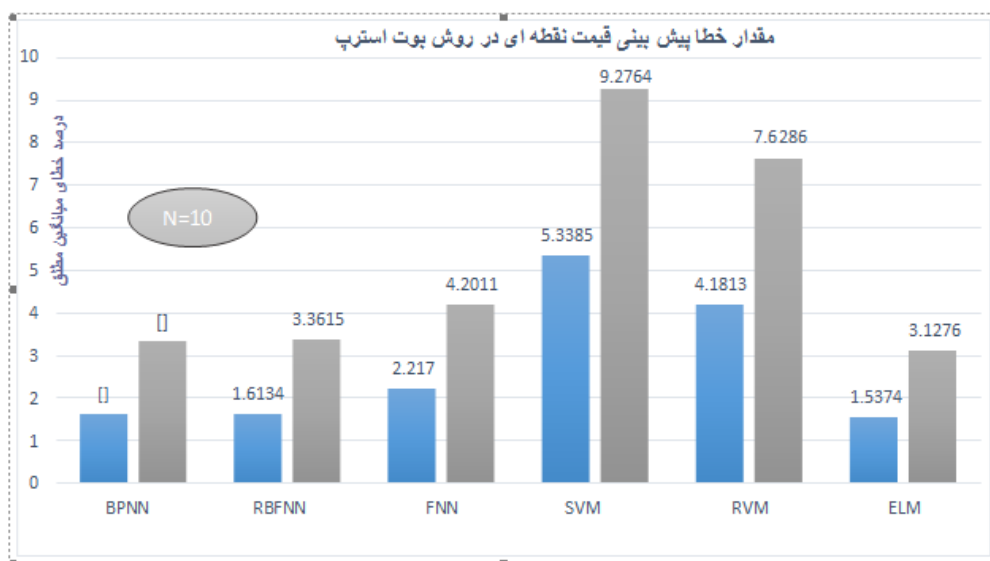
شکل (3): بیشترین خطای هر یک از روش ها، که در روز های مختلف از یک ماه اتفاق افتاده است.



شکل (4): درصد خطای میانگین مطلق یک ماه



شکل (5): مقایسه دقت پیش بینی ANN & ANNMHBM0 در 30 روز



شکل (6): مقدار خطای پیش بینی قیمت نقطه ای در روش بوت استرپ یا N=5 و N=10

جدول (2) دقت پیش بینی روش های مختلف و با استفاده از روش نمونه گیری مجدد (N=5, 10)

گام	مرحله	روش بکار گرفته شده	MAPE%
N=5	آموزش	شبکه عصبی پس انتشار سه لایه BPNN	<b>1.5807</b>
		شبکه عصبی با تابع شعاعی RBFNN	<b>1.3417</b>
		شبکه عصبی فازی FNN	<b>2.1239</b>
		ماشین بردار پشتیبانی SVM	<b>4.6520</b>
		ماشین برداری ارتباط RVM	<b>2.9139</b>
		ماشین یادگیری افراطی ELM	<b>1.3354</b>
	پیش بینی	شبکه عصبی پس انتشار سه لایه BPNN	<b>1.6364</b>
		شبکه عصبی با تابع شعاعی RBFNN	<b>1.6134</b>
		شبکه عصبی فازی FNN	<b>2.2170</b>
		ماشین بردار پشتیبانی SVM	<b>5.3385</b>
		ماشین برداری ارتباط RVM	<b>4.1813</b>
		ماشین یادگیری افراطی ELM	<b>1.5374</b>
N=10	آموزش	شبکه عصبی پس انتشار سه لایه BPNN	<b>2.9285</b>
		شبکه عصبی با تابع شعاعی RBFNN	<b>2.4515</b>
		شبکه عصبی فازی FNN	<b>3,8881</b>
		ماشین بردار پشتیبانی SVM	<b>6.3129</b>
		ماشین برداری ارتباط RVM	<b>5.0061</b>
		ماشین یادگیری افراطی ELM	<b>2.2131</b>
	پیش بینی	شبکه عصبی پس انتشار سه لایه BPNN	<b>3.3276</b>
		شبکه عصبی با تابع شعاعی RBFNN	<b>3.3615</b>
		شبکه عصبی فازی FNN	<b>4.2011</b>
		ماشین های بردار پشتیبانی SVM	<b>9.2764</b>
		ماشین برداری ارتباط RVM	<b>7.6286</b>
		ماشین یادگیری افراطی ELM	<b>3.1276</b>

## 8. نتیجه

با توجه به مطالب بیان شده، به خوبی مشخص است. که، هیچ پیش بینی 100٪ قابل اعتماد نیست. انتخاب رویکرد مناسب باید با توجه به حجم داده‌ها و میزان تغییرات قیمت برق در یک بازار مشخص باشد. در بخشی دیگری می‌توان این نتیجه را گرفت که، مدل مطلوب، می‌تواند یک مدل پیش بینی مرکب باشد، که با ترکیب نتایج پیش بینی از تعدادی از روش‌های متمایز یک پیش بینی بهینه را ارائه کند. در داده‌های با حجم کم، ماشین یادگیری افراطی موجب صرفه جویی در وقت و حافظه سیستم می‌شود. زیرا، نیاز به پارامترهای کمتری دارد. و معمولاً برای داده‌های تا دو ماه، مورد استفاده قرار می‌گیرد. اگر حجم داده‌های ما زیاد باشد. و یا این که داده‌های ورودی، در گستره وسیع‌تری باشد. بهتر است، لز، رویکردهای شبکه عصبی پس انتشار توسعه یافته استفاده شود. تا نتیجه بهتری به دست آید. البته همان طور که در مقاله اشاره شد، زمان محاسبه آن‌ها نیز در حدود 2-3 ثانیه است که مطلوب به نظر می‌رسد.

## 9. مرجع

[1] Zeng Ming, Feng Yi, Liu Da, "Electricity price forecasting based on multi-models combined by evidential theory," *Proceedings of the CSEE*, 2008, 28(16), pp. 84-89(in Chinese).

[2] M. Alamaniotis, N. Bourbakis, and Lefteri H. Tsoukalas, "Very-Short Term Forecasting of Electricity Price Signals Using a Pareto Composition of Kernel Machines in Smart Power Systems," *Signal and Information Processing (GlobalSIP)*, 2015 IEEE Global Conference on,

[3] M. Alamaniotis, D. Bargiotas, N. G. Bourbakis, and L. H. Tsoukalas. "Genetic optimal regression of relevance vector machines for electricity pricing signal forecasting in smart grids," *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2015. Article in Press.

[4] M. Alamaniotis, A. Ikonomopoulos, A. Alamaniotis, D. Bargiotas, and L. H. Tsoukalas, "Day-ahead Electricity Price Forecasting using Optimized Multiple-Regression of Relevance Vector Machines," in *Proc. 8rd Mediterranean Conference and Exhibition on Power Generation, Transmission, Distribution and Energy Conversion (MedPower)*, 2012, pp. 51(1-8).

[5] N.A. Shrivastava, and B. K. Panigrahi, "A hybrid wavelet-ELM based short term price forecasting for electricity markets," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 55, pp. 41-50, 2014.

[6] P. Kou, D. Liang, L. Gao, and J. Lou, "Probabilistic electricity price forecasting with variational heteroscedastic Gaussian process and active learning," *Energy Conversion and Management*, vol. 89, pp. 298-308, 2015.

[7] K. B. Sahay, S. Sahu, Pragya Singh, "Short-Term Load Forecasting of Toronto Canada by Using Different ANN Algorithms," *Power Systems (ICPS)*, 2016 IEEE 6th International Conference on.

در شکل 6 مقدار خطا پیش بینی قیمت نقطه‌ای برق با گام نمونه برداری  $N=10$  و  $N=5$  و همچنین با روش‌های مختلف با هم مقایسه شده است. آشکار است که گام 5، میزان درصد خطای میانگین مطلق کمتری را تولید می‌کند. و در بین روش‌های مختلف ماشین یادگیری افراطی با درصد خطای میانگین مطلق 1.54 (در گام 5) در بهترین وضعیت قرار دارد. و با فاصله کمی روش شبکه عصبی با تابع شعاعی با درصد خطای میانگین مطلق 1.61 (در گام 5) و همچنین شبکه عصبی پس انتشار سه لایه با درصد خطای میانگین مطلق 1.64 (در گام 5) در رتبه‌های دیگر قرار دارند [23].

## 7. زمان محاسبه روش‌های مختلف با استفاده از روش نمونه‌گیری مجدد ( $N=5, 10$ )

مطابق جدول 3 واضح است که ELM از رویکردهای دیگر در پیش بینی قیمت برق کوتاه مدت دارای زمان محاسبه کمتری است. این به خاطر مکانیسم یادگیری منحصر به فرد آن است [23].

این نشان می‌دهد، که ماشین یادگیری افراطی (ELM) باعث صرفه جویی در مدت زمان محاسبه و حافظه سیستم می‌شود.

جدول (3): زمان محاسبه روش‌های مختلف در پیش بینی قیمت برق

الگوریتم استفاده شده	زمان محاسبات (ثانیه)	
	N=5	N=10
شبکه عصبی پس انتشار BPNN سه لایه	2.2999	2.8716
شبکه عصبی با تابع شعاعی RBFNN	0.1750	0.1820
شبکه عصبی فازی FNN	1.2144	1.2210
ماشین‌های بردار پشتیبانی SVM	30.9649	31.3872
ماشین برداری ارتباط RVM	0.1948	0.2065
ماشین یادگیری افراطی ELM	0.0419	0.0441



- [8] Z. Tan, J. Zhang, J. Wang, and J. Xu, "Day-ahead electricity price forecasting using wavelet transform combined with ARIMA and GARCH models," *Applied Energy*, vol. 87 (11), pp. 3606-3610, 2010.
- [9] X.R. Li, C.W. Yu, S.Y. Ren, C.H. Chiu, and K. Meng, "Day-ahead electricity price forecasting based on panel cointegration and particle filter," *Electric Power Systems Research*, vol. 95, pp. 66-76, 2013.
- [10] N. A. Shrivastava, B. K. Panigrahi, "A hybrid wavelet-ELM based short term price forecasting for electricity Markets," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 55 (11), pp. 41-50, 2013.
- [11] Y.Y. Hong, and C.P. Wu, "Day-ahead electricity price forecasting using a hybrid principal component analysis network," *Energies*, vol. 5 (11), pp. 4711-4725, 2012.
- [12] E.E. Elattar, "Day-ahead price forecasting of electricity markets based on local informative vector machine," *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 7 (10), pp. 1063-1071, 2013.
- [13] A. Miranian, M. Abdollahzade, and H. Hassani, "Day-ahead electricity price analysis and forecasting by singular spectrum analysis," *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 7 (4), pp. 337-346, 2013.
- [14] Rizwan Raheem Ahmed, Jolita Vveinhardt, "KARACHI INTER-BANK OFFERED RATE (KIBOR) FORECASTING: BOX-JENKINS (ARIMA) TESTING APPROACH", vol. 20 (10), pp. 2017.
- [15] V. Kekatos, Y. Zhang and G. Giannakis, "Electricity market forecasting via low-rank multi-kernel learning," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 8 (6), pp. 1182-1193, December 2014.
- [16] N. Amjady, "Day-ahead price forecasting of electricity markets by a new fuzzy neural network," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 21 (2), pp. 887-896, 2006.
- [17] L.A. Troncoso, J.M. Riquelme Santos, A.G. Expósito, J.L. Martínez Ramos, and J.C. Riquelme Santos, "Electricity market price forecasting based on weighted nearest neighbors techniques," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 22 (3), pp. 1294-1301, 2007.
- [18] F.J. Nogales, J. Contreras, A.J. Conejo, and R. Espínola, "Forecasting next-day electricity prices by time series models," *IEEE Transaction on Power Systems*, vol. 17 (2), pp. 342-348, 2002.
- [19] J. Nowotarski, R. Weron, "Recent advances in electricity price forecasting: A review of probabilistic forecasting," 1364-0321/ © 2017 Elsevier Ltd. All rights reserved.
- [20] P. Mandal, T. Senjyu, T. Funabashi, "Neural networks approach to forecast several hour ahead electricity prices and loads in deregulated market," *Energy Conversion and Management*, vol. 47 (15-16), pp. 2128-2142, 2006.
- [21] R. Weron, "Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future," *International Journal of Forecasting*, vol. 30 (4), pp. 1030-1081, 2007.
- [22] A. Kavousi Fard, H. Samet, F. Mohammadnia, "Evolutionary Short Term Load Forecasting Based on ANN: A Comparison with the Most Well-known Algorithms," *Electrical Engineering (ICEE)*, 2016.
- [23] Xia Chen, Zhao Yang Dong, Ke Meng, Ke Meng, Kit Po Wong, H.W. Ngan, "Electricity Price Forecasting With Extreme Learning Machine and Bootstrapping," *IEEE Power & Energy Society*, pp. 2055 - 2062, 2012