سال چهارم، شماره اول، تابستان ۱۳۹۶، ص ص ۴۴ - ۵۱
فصل‌نامه علمی – ترویجی انرژی‌های تجدیدپذیر و نو
jrenew.ir
مقاله
تاریخ دریافت: ۹۶/۰۴/۲۲
تاریخ پذیرش: ۹۶/۰۶/۱۳

# پیش بینی کوتاه مدت سرعت باد با استفاده از سه نوع ترکیب شبکه های عصبی براساس تقسیم و ترکیب

**شهین ابراهیمی [۱]، نوید غفارزاده [۲*]**

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، مهندسی برق قدرت، دانشگاه بین المللی امام خمینی (ره)، قزوین
۲- استادیار، مهندسی برق قدرت، دانشگاه بین المللی امام خمینی (ره)، قزوین
* قزوین، صندوق پستی: ۳۴۱۴۸۹۶۸۱۸، ghaffarzadeh@eng.ikiu.ac.ir

**چکیده**

انرژی باد یکی از قابل دسترس ترین انرژی های تجدید پذیر است. پیش بینی سرعت باد با دقت بالا، برای توسعه این انرژی موثر خواهد بود. این مقاله راه حل مناسبی برای مساله پیش بینی سرعت باد، با استفاده از سه نوع شبکه عصبی براساس تقسیم و ترکیب ارائه می دهد. سه شبکه، به ترتیب، تقویت به وسیله پالایش (BF)، اختلاط خبره ها (ME) و تقویت اختلاط خبره ها (BME) می باشند. در این سه شبکه ابتدا، فضای مساله بین کلاس بندهای اصلی تقسیم می شود و سپس با رویکرد مشخصی ترکیب می‌شود. نتایج آزمایشات روی داده های واقعی باد بندرماهشهر نشان می دهد که متد BME سرعت باد را با دقت بالاتری نسبت به سایر متدها پیش بینی می‌کند. در تقویت اختلاط خبره ها، ابتدا فضای مساله با استفاده از ساختار تقویت به وسیله پالایش تقسیم می شود و سپس وزن‌های به دست آمده از این ساختار به عنوان وزن های اولیه ساختار اختلاط خبره ها در نظر گرفته می شود. برای کلاس بندهای اصلی تمام ساختارها از شبکه عصبی منفرد پرسپترون چندلایه (MLP) استفاده شده است. همچنین هر دو معیار خطا و کارایی برای ارزیابی نتایج استفاده شده است.

**کلیدواژگان:** پیش بینی سرعت باد، ترکیب شبکه های عصبی، تقویت به وسیله پالایش، اختلاط خبره ها، تقویت اختلاط خبره ها

# Short term wind speed forecasting using three combination neural network based on divide and conquer

**Shahin Ebrahimi[1], Navid Ghaffarzadeh [1*]**

1- Department of Electrical Engineering, Imam Khomeini International University, Qazvin, Iran.
* P.O.B. 3414896818, Qazvin, Iran, ghaffarzadeh@eng.ikiu.ac.ir
Received: 13 July 2017 Accepted: 4 September 2017

**Abstract**

Wind power is one of the most accessible renewable energy. Wind speed forecasting with high accuracy, will be effective for the development of this power. This paper presents an appropriate solution for Wind speed forecasting problem, using three hybrid neural networks based on divide and conquer. The three networks are boosting by filtering (BF), mixture of expert (ME) and boosted mixture of experts (BME) respectively. In these networks, the problem spaces are divided between the base classifiers and then, with a determined approach are combined. Tests based on actual wind data of Mahshahr show that the BME method can predict the wind speed with higher accuracy compared to other methods. In boosted mixture of experts at first, the problem space divided by boosting structure and then obtained weight from this structure, considered as the initial weight of the mixture. For main classifier of all structure, we used multilayer perceptron neural network (MLP).Also, both error criterion and performance have been used for assessing the results.

**Keywords:** wind speed forecasting, combination neural networks, Mixture of experts, Boosting by Filtering, Boosted Mixture of Experts

## ۱- مقدمه

در سال های اخیر به علت آلودگی های زیست محیطی، توجه به سمت انرژی‌های تجدید پذیر افزایش یافته است. انرژی باد یکی از انرژی های تجدید پذیری است که به سرعت در حال رشد است، گازهای گلخانه ای تولید نمی کند و تاثیری بر روی تغییر آب و هوا ندارد. اما ماهیت و سرعت نامشخص باد، چالش هایی را در برنامه ریزی سیستم قدرت به وجود می‌آورد. یکی از راه حل های ممکن برای این چالش، بهبود پیش بینی سرعت باد است که به کاهش هزینه ها و بهبود قابلیت اطمینان انرژی باد در سیستم قدرت کمک می کند.

براساس نیازمندی های سیستم قدرت، پیش بینی سرعت باد را می توان به چهار محدوده مختلف تقسیم کرد: بسیار کوتاه مدت (از چند ثانیه تا ۳۰ دقیقه)، کوتاه مدت (۳۰ دقیقه تا ۶ ساعت)، میان مدت (۶ تا ۲۴ ساعت) و بلند مدت (۱ تا ۷ روز) [۱،۲].

امروزه روش های پیش بینی متعددی با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی و منطق فازی برای مدل کردن سرعت باد، به عنوان یک پدیده فیزیکی کاملا غیر خطی، مورد استفاده قرار گرفته اند تا مقدار سرعت باد در چند گام بعدی را پیش بینی کنند که بعضی نیز به نتایج مناسب تری نسبت به روش های قبلی دست یافته اند[۳،۴].

محمد منفرد و همکاران در [۵] یک روش پیش بینی مبتنی بر منطق فازی و ترکیب آن با شبکه های عصبی مصنوعی ارائه داده اند. روش پیشنهادی ایشان از آنجا که بر پایه شبکه عصبی ساده تری بنا شده، از سرعت خوبی در پاسخگویی برخوردار است. البته دقت مورد نیاز نیز حفظ شده است. نوشین بیگدلی و همکاران در [۶] روش های مختلف ترکیبی برای پیش بینی سرعت باد که همگی بر مبنای شبکه های عصبی مصنوعی هستند را مورد آزمایش قرار داده و سپس سه روش آموزش شبکه شامل الگوریتم امپریالیسم رقابتی، الگوریتم ژنتیک و الگوریتم ازدحام ذرات را با یکدیگر مقایسه کرده اند. همچنین زوو و همکاران [۷] از یک سیستم استنتاجی عصبی- فازی برای پیش بینی کوتاه مدت باد استفاده کرده اند.

طبقه بندی فرآیندی است که در آن یک الگوی ناشناخته بر اساس ویژگی های آن، به یکی از کلاس های شناخته شده نسبت داده می شود. استفاده از ترکیب نتایج چند طبقه بند یکی از روش های افزایش کارایی سیستم های بازشناسی الگو است که در سالهای اخیر محققین زیادی به آن پرداخته اند.

روش تقویت بوسیله پالایش یکی از پیشرفت های مهم در زمینه سیستم های شورا در سال های اخیر می باشد[۸]. که یک الگوریتم تکرار شونده در هر چرخه تکرار است. این روش می تواند در حل مسائل پیچیده کارآمد باشد.

ژاکوب و همکارانش یک معماری برای شبکه های عصبی پیشنهاد کردند که آن را اختلاط خبره ها نامیدند[۹]. در این روش از تابع خطای مشخصی برای یادگیری شبکه های عصبی استفاده می شود. به طور همزمان یک شبکه میانجی آموزش می بیند که مجموعه داده بین خبره های پایه تقسیم شود.

واترهوس و کوک [۱۰،۱۱] تلاش کرده اند ویژگی های تقویت بوسیله پالایش و اختلاط خبره را با استفاده از روشی به نام تقویت اختلاط خبره ها، ترکیب کنند.

در این مقاله از سه شبکه عصبی ترکیبی که بر پایه تقسیم و ترکیب عمل می کنند برای پیش بینی کوتاه مدت سرت باد استفاده کردیم. این شبکه ها به ترتیب اختلاط خبره ها، تقویت بوسیله پالایش و تقویت اختلاط خبره ها می باشد.

بقیه مقاله به شرح زیر است. در بخش ۲ به معرفی اختلاط خبره ها و تقویت بوسیله پالایش پرداخته ایم. در بخش ۳ ترکیب دو شبکه عصبی تقویت بوسیله پالایش و اختلاط خبره ها ارائه شده است. در بخش ۴ نتایج آزمایش ها آمده است و در آخر خلاصه و نتیجه گیری در بخش ۵ بیان شده است.

## ۲- مدل های ترکیبی

در این بخش به تشریح دو شبکه عصبی ترکیبی اختلاط خبره ها و تقویت بوسیله پالایش می پردازیم.

### ۲-۱ اختلاط خبره ها

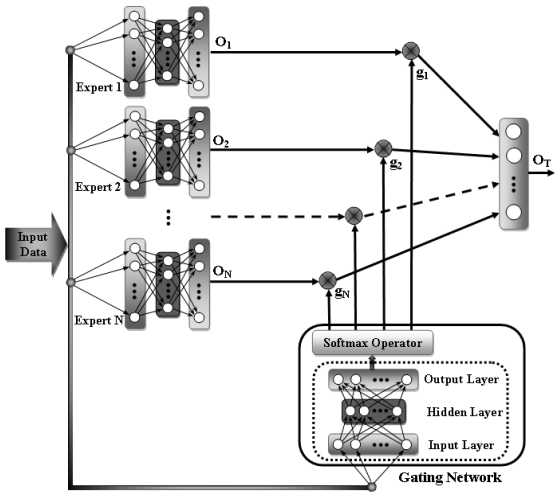
ایده اختلاط خبره ها، بر مبنای استراتژی تقسیم کن و توفیق یاب، در سال ۱۹۹۱ توسط ژاکوب ارائه شد[۱۲]. این ساختار شامل تعدادی طبقه بند (به عنوان خبره) و یک طبقه بند به عنوان میانجی است. خبره ها در این ساختار همان طبقه بندهای پایه هستند. در این تحقیق از شبکه های عصبی پرسپترون چند لایه به عنوان طبقه بندهای خبره و شبکه میانجی استفاده شده است. این ساختار در شکل ۱ نشان داده شده است.

### ۲-۱-۱- روش یادگیری اختلاط خبره ها

در مقاله[۱۲] ژاکوب و همکارانش یک تابع خطای جدید معرفی کردند که منفی لگاریتم احتمال بردار خروجی موردنظر با فرض ترکیب مدل گوسین تولید شده است.

$$E = -\log \sum_j g_j \exp\left(-\frac{1}{2}\left(y - O_j\right)^2\right) \qquad (۱)$$

در اینجا، Oj بردار خروجی خبره j ام، gj مشارکت متناسب خبره j ام برای ترکیب بردار خروجی و y بردار خروجی مطلوب می باشد. در این نسخه از اختلاط خبره های چند لایه پرسپترون، به منظور بهبود کارایی شبکه های خبره به جای شبکه های خطی از شبکه های عصبی چند لایه پرسپترون استفاده شده است در نتیجه ویرایش هایی در الگوریتم یادگیری لازم است.




**شکل ۱** بلوک دیاگرام اختلاط خبره ها

شبکه میانجی از دو لایه تشکیل شده است که اولین لایه یک شبکه عصبی چند لایه پرسپترون و لایه دوم یک عملگر غیر خطی softmax است. بنابراین در شبکه میانجی، ابتدا Og که خروجی لایه شبکه عصبی چند لایه

پرسپترون است، را محاسبه کرده و سپس تابع softmax را به آن اعمال می کند.

$$g_i = \frac{\exp(O_{g,i})}{\sum_{j=1}^{N}\exp(O_{g,j})} \qquad i = 1, \ldots, N \qquad (۲)$$

اینجا N تعداد شبکه های خبره است. بنابراین gi غیر منفی و مجموع آن یک می باشد. خروجی نهایی کل شبکه برابر است با :

$$O_T = \sum_i O_i g_i \qquad i = 1, \ldots, N \qquad (۳)$$

اصلاح وزن شبکه های خبره و میانجی به صورت روابط زیر است.

$$\Delta w_y = \eta_e h_i (y - O_i)(O_i(1 - O_i))O_{hi}^T \qquad (۴)$$

$$\Delta w_h = \eta_e h_i w_y^T (y - O_i)(O_i(1 - O_i))Oh_i(1 - Oh_i)x_i \qquad (۵)$$

$$\Delta w_{yg} = \eta_g (h - g)O_{hg}^T \qquad (۶)$$

$$\Delta w_{hg} = \eta_g w_{yg}^T (h - g)O_{hg}(1 - O_{hg})x_i \qquad (۷)$$

در اینجا $\eta_e$ و $\eta_g$ به ترتیب نرخ یادگیری برای خبره و شبکه میانجی می باشد. $w_h$ و$w_y$ به ترتیب وزن های ورودی به لایه پنهان و لایه پنهان به خروجی برای خبره ها می باشد و $w_{hg}$ و $w_{yg}$ به ترتیب وزن های لایه ورودی به لایه پنهان و لایه پنهان به خروجی برای شبکه میانجی می باشد. $O_{hi}^T$و $O_{hg}^T$ ترانهاده $O_{hi}$ و $O_{hg}$ به ترتیب خروجی های لایه پنهان خبره و شبکه های میانجی می باشد. $h_i$ یک برآورد احتمال پسینی است که خبره i ام می تواند خروجی مطلوب y را تولید کند.

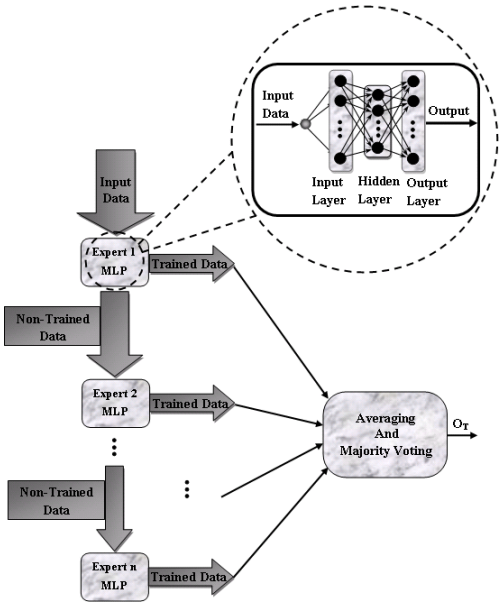
$$h_i = \frac{g_i \exp(-\frac{1}{2}(y - O_i)^2)}{\sum_j g_j \exp(-\frac{1}{2}(y - O_j)^2)} \qquad (۸)$$

رابطه ی (۸) نشان می دهد، $h_i$ مرتبط با مجموع مربعات خطای خبره i ام است یعنی هر قدر مربع خطای خبره کمتر باشد تشویق بیشتری برای اصلاح وزن های یادگیری اش صورت می گیرد. [۱۳،۱۴].

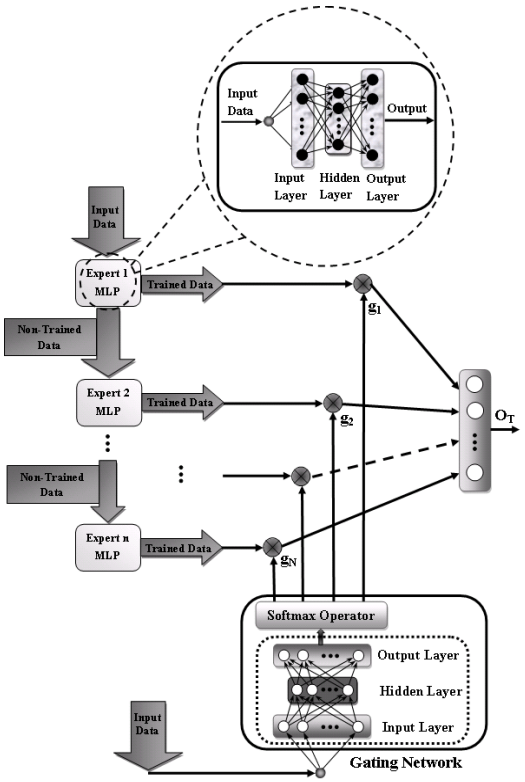
### ۲-۲ تقویت بوسیله پالایش

این شبکه عصبی ترکیبی شامل چند طبقه بند پایه (خبره) می باشد که به دنبال هم کار می کنند یعنی به طور سری داده ها به آنها داده می شود نه به طور موازی. در این الگوریتم یادگیری هر کدام از خبره ها توسط کارایی خبره قبلی تعیین می شود. نمونه های یادگیری که به وسیله خبره های قبلی اشتباه پیش بینی می شوند نقش مهم تری در یادگیری خبره های بعدی ایفا می کنند. این شبکه به این صورت کار می کند که در ابتدا تمامی مجموعه داده به طبقه بند اول (MLP1) داده می شود بعد از آموزش دادن آن داده هایی که به خوبی یاد گرفته شده اند را کنار گذاشته و داده هایی که هنوز به خوبی یاد گرفته نشده را به طبقه بند دوم(MLP2) می دهیم. در این مرحله طبقه بند دوم را آموزش می دهیم. ملاحظه می کنیم که کارایی طبقه بند دوم وابسته به طبقه بند اول است چرا که داده های ورودی آن بر اساس طبقه بند اول تعیین شده است. مجددا داده های را که طبقه بند دوم به خوبی یاد گرفته است را کنار گذاشته و بقیه داده ها را به طبقه بند سوم(MLP3) می دهیم. در این مرحله طبقه بند سوم با داده های یاد گرفته نشده از مرحله قبل آموزش می بینند. در آخر برای گرفتن تصمیم کلی، خروجی هر یک از طبقه بند های پایه را به دو روش با هم ترکیب می کنیم.

۱- با استفاده از رای اکثریت یا میانگین گیری ۲- با استفاده از یک شبکه عصبی میانجی[۸]. بلوک دیاگرام شبکه عصبی تقویت بوسیله پالایش ترکیب با استفاده از رای اکثریت یا میانگیری در شکل۲ و بلوک دیاگرام شبکه عصبی تقویت بوسیله پالایش ترکیب با استفاده از یک شبکه عصبی میانجی در شکل۳ آمده است.




**شکل ۲** بلوک دیاگرام شبکه عصبی تقویت بوسیله پالایش، ترکیب با استفاده رای اکثریت یا میانگین گیری




**شکل ۳** بلوک دیاگرام شبکه عصبی تقویت بوسیله پالایش، ترکیب با استفاده از یک شبکه عصبی میانجی.

## ۳- ترکیب شبکه های عصبی اختلاط خبره ها و تقویت بوسیله پالایش

در این بخش نکات ضعف و قوت دو شبکه عصبی اختلاط خبره ها و تقویت بوسیله پالایش را بررسی می کنیم. هر دوی این شبکه ها برای حل مساله ابتدا فضای مساله را بین کلاس بندها تقسیم می کنند. سپس پاسخ های کلاس بندها را با هم ترکیب می کنند. علت ترکیب این دو داشتن ویژگی های مکمل همدیگر است.

### ۳-۱- نکات ضعف اختلاط خبره

روش اختلاط خبره فضای مسئله را به طور ضمنی بین خبره ها بخش بندی می کند. که این روش بخش بندی ضمنی فضای مسئله دارای برخی اشکالات است. اولا بخش بندی مسئله در این روش مبتنی بر کارایی متفاوت هر خبره در ناحیه های مختلف می باشد این تفاوت از وزن های اولیه مختلف که هر خبره دارد، سرچشمه می گیرد. این روش بخش بندی برای اختلاط خبره کارآمد نیست به دلیل اینکه ممکن است بخش بندی ها پیچیده و تو در تو باشند. بنابراین شبکه میانجی نمی تواند این فضای پیچیده را به خوبی یاد بگیرد. دوماً ممکن است که یک یا چند خبره از فرآیند یادگیری اختلاط خبره حذف شوند این اتفاق به دلیل نامناسب بودن وزن های اولیه بعضی از خبره ها در مقایسه با دیگران رخ می دهد. در این وضعیت به علت کارآیی پایین خبره های ذکر شده از طریق رقابت، شبکه میانجی وزن های نزدیک به صفر به آنها می دهد که باعث حذف آنها از روند یادگیری می شود. این مسئله، مسئله ضرایب صفر در اختلاط خبره نامیده شده است.

### ۳-۲- نکات قوت اختلاط خبره

قسمت ترکیب اختلاط خبره تعدادی ویژگی خاص دارد که باعث می شود مزیت هایی نسبت به دیگر روش های ترکیب داشته باشد. دو مزیت اصلی اختلاط خبره محلی کردن خبره ها (تمرکز خبره ها روی ناحیه ای بخصوص) و استفاده از روشی پویا برای ترکیب خروجی ها می باشد.

### ۳-۳- نکات ضعف تقویت بوسیله پالایش

در بخش ترکیب کننده تقویت بوسیله پالایش روش هایی از قبیل میانگین گیری و رای اکثریت به کار گرفته می شوند که توانایی ترکیب پویا را ندارند. این یک مشکل روش تقویت بوسیله پالایش است که شبکه میانجی به عنوان بخش ترکیب کننده تقویت بوسیله پالایش می تواند بر این ضعف غلبه کند. اما به دلیل استفاده از روش تقویت بوسیله پالایش توزیع نامتوازن فضای مسئله و پیچیده میان خبره ها وجود دارد به طوری که شبکه میانجی نمی تواند این بخش بندی فضای مسئله را به طور موثری مدل کند. مشکل دوم روش تقویت بوسیله پالایش این است که خبره های شبکه وظیفه طبقه بندی را به طور جداگانه ای انجام می دهند. اگر تعامل میان خبره ها در شبکه از دست برود ممکن است باعث شود بخش هایی از مسئله حل نشده باقی بماند و خطا کاهش پیدا نکند.

### ۳-۴- نکات قوت تقویت بوسیله پالایش

روش تقویت بوسیله پالایش فضای مسئله را به طور صریح بین خبره ها بخش بندی می کند. یعنی در این روش خبره های مختلف توزیع متفاوتی از فضای ورودی را یاد می گیرند. این الگوریتم مجموعه ای از خبره ها را به طور متوالی تولید می کند که مجموعه یادگیری هرکدام توسط کارایی قبلی تعیین می شود. نمونه های یادگیری که به وسیله خبره های قبلی اشتباه پیش بینی می شوند نقش مهم تری در یادگیری خبره های بعدی ایفا می کنند. بدین ترتیب فضای مسئله به طور کاملا صریح بین طبقه بند های پایه تقسیم می شود و دیگر مشکل مسئله ضرایب صفر یا چیز دیگری وجود ندارد.

همانطور که ملاحظه شد، روش های اختلاط خبره و تقویت بوسیله پالایش ویژگی های متفاوت اما مکملی دارند، که اجتماع آن ها در یک سیستم مرکب می تواند مزیت هایشان را نگه دارد و عیوبشان را رفع کند.

**۳-۵- روش پیشنهادی ترکیبی:** در این روش ابتدا فضای مسئله توسط الگوریتم تقویت به وسیله پالایش بین خبره ها شکسته می شود. وزن های نهایی هر خبره ساختار تقویت بوسیله پالایش ذخیره می شود و به عنوان وزن های اولیه خبره های ساختار اختلاط خبره ها در نظر گرفته می شود. سپس یادگیری به شیوه رقابتی توسط الگوریتم اختلاط خبره ادامه پیدا می کند.

اختلاط خبره هنگامی که با استفاده از شبکه ی تقویت بوسیله پالایش پیش راه اندازی شود در مقایسه با دیگر روش های مقداردهی اولیه که تاکنون آزمایش شده اند، بهترین روش است. با این نوع تقسیم بندی مسئله همکاری میان خبره های ساختار اختلاط خبره آسان می شود[۱۵].

مسئله ای که توسط روش تقویت بوسیله پالایش تجزیه شده است، می تواند بخش بندی های پیچیده و تودرتو و یا مسئله ضرایب صفر را در ساختار اختلاط خبره حل کند. بلوک دیاگرام روش تقویت اختلاط خبره ها در شکل ۴ نشان داده شده است.

## ۴- نتایج

### ۴-۱ مجموعه داده ها

برای ارزیابی کارایی مدل های پیشنهادی در مقایسه با یکدیگر، آزمایش ها با استفاده از داده های باد شهر ماهشهر انجام شده اند. داده های واقعی باد از سایت سازمان انرژی های نو ایران (سانا) [۱۶] گرفته شده است. این داده ها شامل نمونه های سرعت باد هر ده دقیق یکبار می باشد شکل ۵ داده های سرعت باد ۲۲۴ روز برای یک بازه زمانی چهار ساعته نشان می دهد.

ورودی شبکه های عصبی سرعت باد و خروجی آن ها پیش بینی سرعت باد برای ساعات آینده می باشد. برای بالا بردن دقت محاسبات عددی، داده های واقعی باد را با استفاده از تکنیک مینیمم- ماکزیمم نرمالسازی کردیم.

### ۴-۲ معیارهای سنجش دقت پیش بینی

برای محاسبه دقت پیش بینی و مقایسه نتایج، معمولا فاکتورهایی درنظر گرفته می شود. در این مقاله فاکتور میانگین قدرمطلق خطا در نظر گرفته شده است. که رابطه آن به صورت زیر می باشد

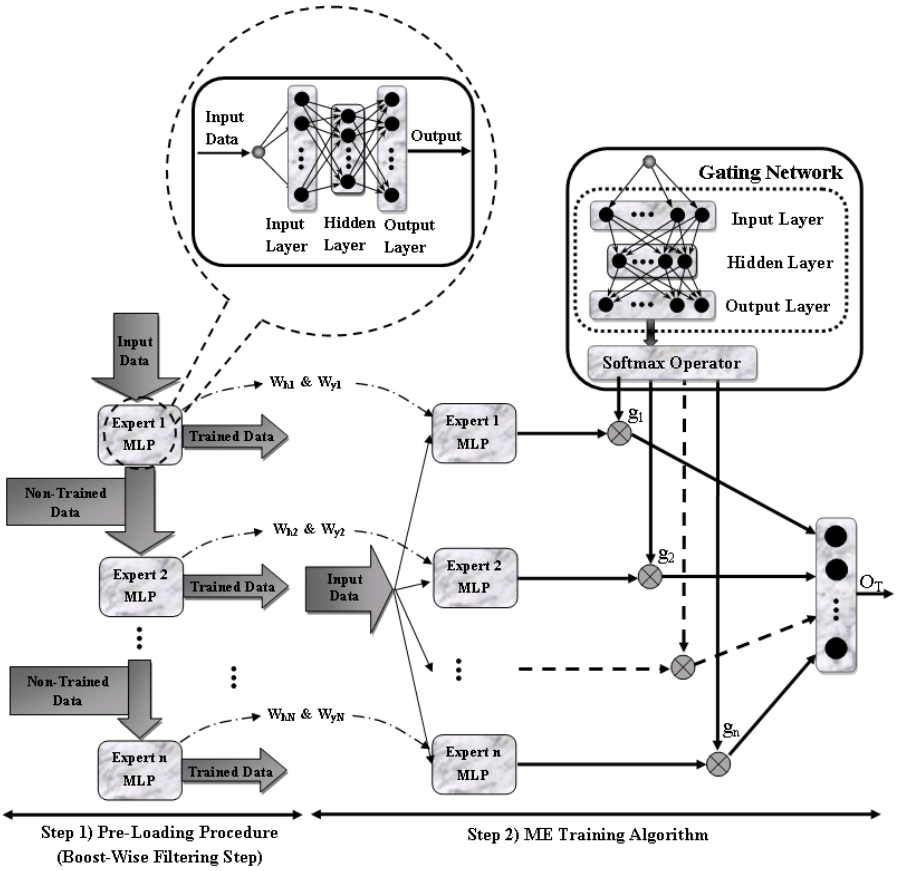
میانگین قدر مطلق خطا :

$$MAE = \frac{1}{K}\sum_{i=1}^{k}\left|\hat{y}(i) - y(i)\right| \qquad (۹)$$

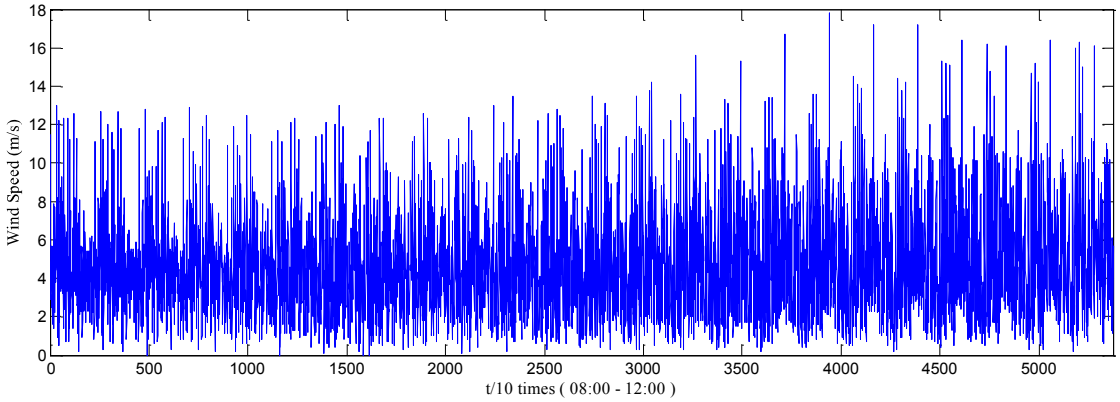
که در آن ها k تعداد داده ها، $y(i)$ سرعت واقعی باد، $\hat{y}(i)$ سرعت پیش بینی شده باد است.

ما علاوه بر فاکتور فوق از فاکتور کارایی نیز استفاده کردیم که رابطه آن به صورت زیر می باشد

$$performance = \frac{number\ of\ data\ test - error}{number\ of\ data\ test} \times 100 \qquad (۱۰)$$




**شکل ۴** بلوک دیاگرام روش تقویت اختلاط خبره ها (Boosted Mixture of Experts)




**شکل ۵** داده های سرعت باد ۲۲۴ روز برای یک بازه زمانی چهار ساعته

برای بدست آوردن کارایی از فاکتور MAE استفاده می کنیم. در ابتدا با استفاده از یک شبکه عصبی منفرد مقدار میانگین قدر مطلق خطا را حساب کردیم که در بهترین حالت آن برابر با ۰،۰۷۸۰ شد که آن را $MAE_{Best}$=0.0780 نامگذاری کردیم. برای محاسبه کارایی ابتدا مقدار MAE هر داده تست را محاسبه می کنیم، اگر این مقدار از $MAE_{Best}$ بیشتر شد یعنی آن داده را به خوبی پیش بینی نکرده است و ما می گوییم غلط پیش بینی شده است، که به ازای آن داده error=1 در نظر می گیریم و اگر MAE آن از $MAE_{Best}$ کمتر شد یعنی آن داده را با دقت بهتری پیش بینی کرده است و می گوییم آن داده درست پیش بینی شده است و به ازای آن داده error=0 می باشد. این کار را برای همه داده های تست انجام می دهیم و مقدار error را حساب می کنیم. سپس با توجه به رابطه (۱۰)، میزان درستی پیش بینی سرعت باد را بدست می آوریم.

### ۴-۳ کارکرد مدل های پیشنهادی

اولین روشی که برای حل پیش بینی کوتاه مدت سرعت باد استفاده شد تقویت بوسیله پالایش می باشد. در این روش مجموعه داده بر اساس سختی و آسانی(خطای بیشتر و خطای کمتر) بین طبقه بند های پایه تقسیم می شود. در آخر خروجی طبقه بند ها با استفاده از روش میانگین گیری و یا رای

حداکثر با یکدیگر ترکیب می شوند. ما از روش میانگین گیری برای ترکیب استفاده کردیم. نتایج حاصل از این روش در جدول ۱ آمده است. در این جدول ساختار مجموعه به صورت (x:y:z) گزارش شده است که x، y، z به ترتیب نشان دهنده تعداد نرون های لایه ورودی، تعداد نرون های لایه میانی و تعداد نرون های خروجی هر خبره می باشند.

ترکیب طبقه بند های شبکه تقویت بوسیله پالایش با استفاده از میانگین گیری یا رای اکثریت از کارایی خوبی برخوردار نیست. بنابراین ما از یک شبکه میانجی برای ترکیب استفاده کردیم. این شبکه یاد می گیرد که فضای مسئله را بین طبقه بند های پایه تقسیم کند و بر اساس این تقسیم ضرایبی به خروجی آنها اختصاص می دهد. در واقع یک نوع میانگین گیری وزن دار انجام می دهد. نتایج حاصل از این روش در جدول ۲ آمده است.

روش بعدی استفاده از ساختار اختلاط خبره ها می باشد. در این روش از سه طبقه بند پایه و یک شبکه میانجی استفاده شده است که همه ی آنها شبکه عصبی پرسپترون چند لایه می باشند. نتایج حاصل از این ساختار در جدول ۳ آمده است. ملاحظه می کنیم که نتایج ساختار اختلاط خبره ها از ساختار تقویت بوسیله پالایش بهتر است.

برای استفاده از ویژگی های مکمل دو ساختار تقویت بوسیله پالایش و اختلاط خبره ها، آن ها را با هم ترکیب می کنیم. در این روش فضای مسئله توسط ساختار تقویت بوسیله پالایش بین طبقه بند ها تقسیم می شود. سپس ضرایب نهایی طبقه بند های ساختار تقویت بوسیله پالایش ذخیره می شود و به عنوان ضرایب اولیه ساختار اختلاط خبره ها در نظر گرفته می شود. نتایج حاصل از این روش در جدول ۴ آمده است.

مقایسه کارایی و زمان پیاده سازی هر یک از مدل های پیشنهادی در بازه ی زمانی ۱۶:۰۰ تا ۲۰:۰۰ در جدول ۵ آمده است. ملاحظه می کنیم که کارایی مدل تقویت اختلاط خبره ها از سایر مدل ها بیشتر است.

در شکل ۶ داده های واقعی باد و مقدار پیش بینی شده با استفاده از هر یک از مدل های پیشنهادی آورده شده است. در این شکل محور عمودی سرعت باد و محور افقی زمان می باشد.

**جدول ۱** نرخ پیش بینی سرعت باد، ساختار تقویت بوسیله پالایش و استفاده از روش میانگین گیری برای ترکیب نتایج خبره ها

| میانگین نرخ پیش بینی | بهترین نرخ پیش بینی | طبقه بند ۳ | طبقه بند ۲ | طبقه بند ۱ | تعداد تکرار آموزش | ساختار مجموعه | روش |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **۶۷,۱۴** | ۶۸,۵۷ | ۵۳,۷۲ | ۶۱,۲۳ | ۶۲,۸۵ | ۲۵۰ | ۲۴:۳۰:۲۴ | تقویت بوسیله پالایش با ترکیب میانگین گیری |

**جدول ۲** نرخ پیش بینی سرعت باد، ساختار تقویت بوسیله پالایش و استفاده از یک شبکه میانجی برای ترکیب نتایج خبره ها

| میانگین نرخ پیش بینی | بهترین نرخ پیش بینی | طبقه بند ۳ | طبقه بند ۲ | طبقه بند ۱ | تعداد تکرار آموزش | ساختار مجموعه | روش |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **۶۸,۶۲** | ۶۹,۱۴ | ۵۳,۷۲ | ۶۱,۲۳ | ۶۲,۸۵ | ۲۵۰ | ۲۴:۳۰:۲۴ | تقویت بوسیله پالایش با استفاده از شبکه میانجی |

**جدول ۳** نرخ پیش بینی سرعت باد، ساختار اختلاط خبره ها

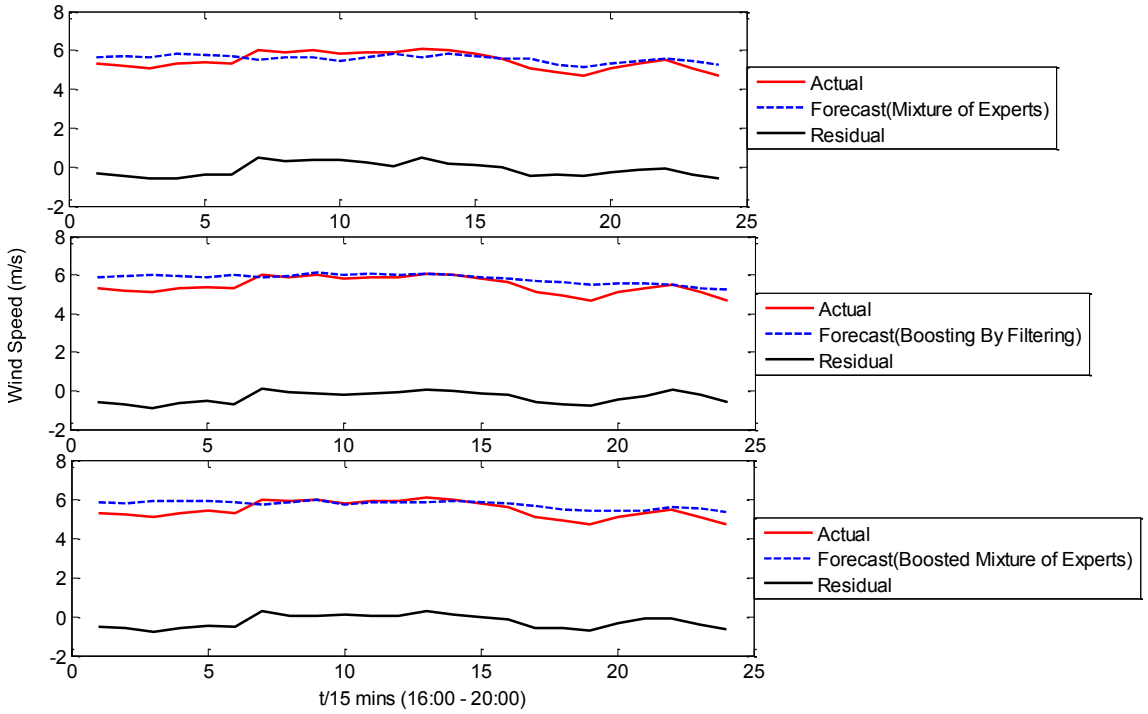
| میانگین نرخ پیش بینی | بهترین نرخ پیش بینی | طبقه بند ۳ | طبقه بند ۲ | طبقه بند ۱ | تعداد تکرار آموزش | ساختار مجموعه | روش |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **۷۵,۲۳** | ۷۷,۱۴ | ۵۳,۵۷ | ۵۵,۷۱ | ۵۵,۷۱ | ۲۵۰ | ۲۴:۳۰:۲۴ | اختلاط خبره ها |

**جدول ۴** نرخ پیش بینی سرعت باد، ساختار تقویت اختلاط خبره ها

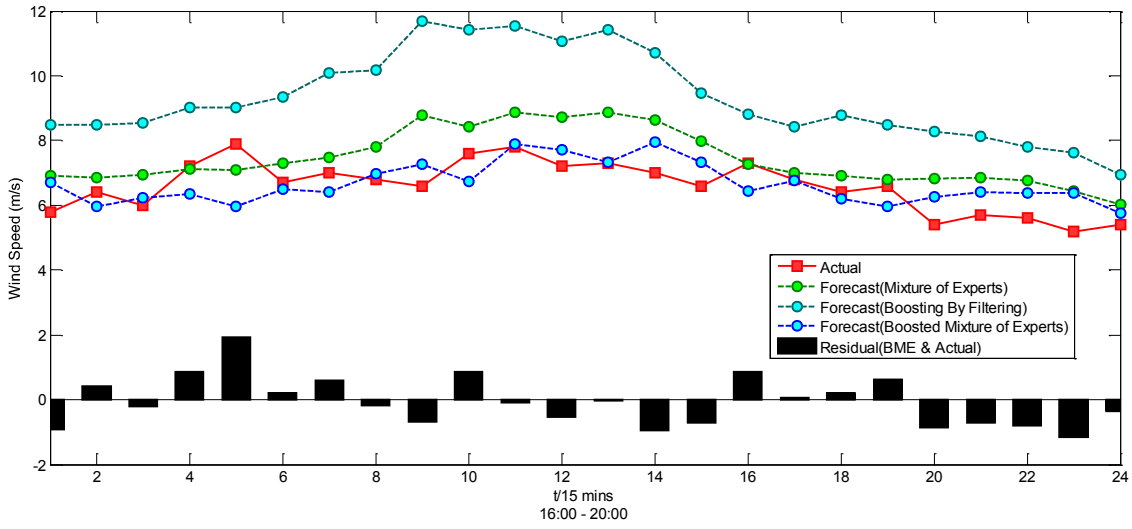
| میانگین نرخ پیش بینی | بهترین نرخ پیش بینی | طبقه بند ۳ | طبقه بند ۲ | طبقه بند ۱ | تعداد تکرار آموزش | ساختار مجموعه | روش |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **۷۸,۵۷** | ۸۰ | ۴۸,۵۷ | ۶۰ | ۵۸,۵۷ | ۲۵۰ | ۲۴:۳۰:۲۴ | تقویت اختلاط خبره ها |

**جدول ۵** مقایسه کارایی و زمان پیاده سازی هر یک از مدل های پیشنهادی در بازه ی زمانی ۱۶:۰۰ تا ۲۰:۰۰

| روش ها | ۱۶:۰۰ تا ۲۰:۰۰ | | |
|---|---|---|---|
| | بهترین نرخ پیش بینی | میانگین نرخ پیش بینی | مدت زمان اجرا (ثانیه) |
| تقویت بوسیله پالایش | ۶۹,۱۴ | ۶۸,۶۲ | ۴۳,۵۴ |
| اختلاط خبره ها | ۷۷,۱۴ | ۷۵,۲۳ | ۳۰,۵۱ |
| تقویت اختلاط خبره ها | **۸۰** | **۷۸,۵۷** | ۶۹,۴۶ |




**شکل ۶** داده های واقعی باد و مقدار پیش بینی شده با استفاده از هر یک از مدل های پیشنهادی




**شکل ۷** مقدار واقعی و پیش بینی شده سرعت باد با استفاده از مدل های پیشنهادی و اختلاف بین سرعت واقعی و سرعت پیش بینی شده توسط ساختار تقویت اختلاط خبره ها

برای مقایسه بهتر مدل های پیشنهادی در شکل ۷ سرعت واقعی و پیش بینی شده باد را برای روزهای دیگر و در همان بازه زمانی آورده شده است. همچنین میزان اختلاف بین سرعت واقعی و سرعت پیش بینی شده توسط ساختار تقویت اختلاط خبره ها نیز نشان داده شده است.

## ۵- نتیجه گیری

در این تحقیق، یک مدل کارامد برای پیش بینی سرعت باد ارائه شد. نتایج و آزمایش ها نشان می دهد که مدل پیشنهادی نه تنها قابل اجرا است بلکه نتایج بهتری نسبت به طبقه بندهای منفرد دارد. جدول ۵ میانگین نرخ پیش‌بینی برای ۲۰ بار اجرا و بهترین نرخ پیش بینی سرعت باد را برای مدل‌ها نشان می دهد. همان طور که مشاهده می شود مدل پیشنهادی یعنی تقویت اختلاط خبره ها با میانگین نرخ پیش بینی۷۸،۵۷ درصد و بهترین نرخ پیش بینی ۸۰ درصد نتایج بهتری نسبت به سایر روش‌ها دارد. بنابراین میزان کارایی به ترتیب ۳،۳۴ درصد و ۹،۹۵ در صد نسبت به ساختارهای اختلاط خبره ها و تقویت بوسیله پالایش افزایش یافته است. برای مطالعات آینده پیشنهاد می‌شود از ترکیب طبقه بندهای متفاوت دیگری برای دست یافتن به دقت بالاتر در پیش بینی سرعت باد استفاده شود.

## مراجع


[1] SS. Soman, H. Zareipour, O. Malik, P. Mandal, 'A review of wind power and wind speed forecasting methods with different time horizons', *In Proceedings of the 2010 north American power symposium (NAPS)*, p: 1–8, 2010.

[2] J. Zack, 'Overview of wind energy generation forecasting', Albany, NY:TrueWind Solutions, LLC. & AWS Scientific, Inc,2003.

[3] L. Soder, 'Simulation of wind speed forecast errors for operation planning of multi-area power systems', 8th International conference on probabilistic methods applied to power systems, Iowa state university, p: 723-28, 2004.

[4] X. Wang, G. Sideratos, N. Hatziargyriou, LH. Tsoukalas, 'Wind speed forecasting for power system operational planning', 8th International conference on probabilistic methods applied to power systems, Iowa state university, p: 470-74, 2004.

[5] M. Monfared, H. Rastegar, H. Madadi Kojabadi, 'A new strategy for wind speed forecasting using artificial intelligent methods', Renewable Energy 34, p: 845-848, 2009.

[۶] ی. نوراللهی، م. جوکار، م. ساتکین، "استفاده از الگوریتم روزهای مشابه جهت بالا بردن دقت تخمین پیش بینی کوتاه مدت سرعت باد به کمک شبکه های عصبی"، *دومین کنفرانس انرژی بادی ایران*، ۱۳۹۳.

[7] B. Zhu, M. Chen, N. Wade, L. Ran, 'A prediction model for wind farm power generation based on fuzzy modeling', Procedia Environmental Sciences 12, p:122-129, 2012.

[8] Y. Freund, , and R. Schapire, 'Experiments with a new boosting algorithm', in Proceeding of the Thirteenth International Conference on Machine Learning, pp. 148-156, 1996.

[9] K. Chen, L. Xu, H. Chi, Improved learning algorithms for mixture of experts in multiclass classification. Neural Network 12(9):1229–1252, 1999.

[10] R. Ebrahimpour, and N. Sadeghnejad, ,' Boost-wise pre-loaded mixture of experts for classification tasks' Neural Comput & Applic, DOI 10.1007/s00521-012-0909-2, 2012.

[11] R. Avnimelech, and N. Intrator, 'Boosted mixture of experts: An ensemble learning scheme', Neural Computation, vol. 11, no. 2, pp.483-497, 1999.

[12] M.Jordan, and R. Jacobs, 'Modular and Hierarchical Learning Systems'. The Handbook of Brain Theory and Neural Networks, MIT Press, Cambridge, MA, 1995.

[13] R. Ebrahimpour, A. Esmkhani , S. Faridi , Farsi handwritten digit recognition based on mixture of RBF experts. IEICE Electron Exp 7(14):1014–1019, 2011.

[14] R. Ebrahimpour, H. Nikoo, S. Masoudnia, M. Yousefi, M. Ghaemi, Mixture of MLP experts for trend forecasting of time-series: a case study of Tehran Stock Exchange. Int J Forecast 27(3):804–816, 2011.

[15] Waterhouse S, Cook G, Ensemble methods for phoneme classification. In: Mozer M, Jordan J, Petsche T (eds) Advances in neural information processing systems. MIT Press, Cambridge, 1997.

[16] http://www.suna.org.ir