

ارزیابی کارایی شعب بانک اقتصاد نوین با ترکیبی از روش شبکه عصبی و تحلیل پوششی داده‌ها

سعید محرابیان¹، صابرساعتی مهتدی^{2*}، علی هادی³

¹گروه ریاضی، دانشگاه تربیت معلم تهران

²گروه ریاضی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران شمال

³گروه ریاضی، کارشناسی ارشد دانشگاه پیام نور

رسید مقاله: بیست و هفتم مرداد ماه 1390

پذیرش مقاله: هفتم آذر ماه 1390

چکیده

در سال‌های اخیر با ورود تکنولوژی‌های جدید و اینترنت، رقابت موجود بین بانک‌ها افزایش چشمگیری داشته است. بانک‌های بزرگ و قدرتمند، اهداف پیش‌بینی شده خود را با جدیت پیگیری می‌کنند تا توان رقابتی خود را بالا ببرند. تجزیه و تحلیل کارایی شعب در بانکداری نوین، آزمونی برای مدیریت این بانک‌هاست. مدیریت بانک‌ها، در جستجوی دلایل ناکارایی شعب برای رفع آن‌ها هستند. این کار باعث می‌شود تا نتیجه رقابت خود با دیگران را مشاهده کنند. بانک اقتصاد نوین با شعار پیشرو بودن در بانکداری الکترونیکی، تلاش زیادی را در گسترش سطح فعالیت‌های بانکی خود در کشور انجام داده است و با هدفمند کردن فعالیت هر یک از شعب، تلاش زیادی برای تحقق شعارهای خود انجام داده است. محاسبه کارایی شعب بانک اقتصاد نوین در سال‌های 1386، 1387 موضوع این مقاله می‌باشد.

این مقاله با ترکیبی از یک روش شبکه عصبی و تحلیل پوششی داده‌ها به عنوان دو روش ناپارامتریک برای ارزیابی کارایی شعب بانک استفاده کرده است. داده‌ها مربوط به 40 شعبه بانک در سال‌های 1386 و 1387 جمع‌آوری و میزان کارایی هر یک از شعب محاسبه گردیده است. در ادامه به تجزیه و تحلیل نتایج پرداخته و راهکارهایی در جهت بهبود کارایی شعب ارایه شده است.

کلمات کلیدی: تحلیل پوششی داده‌ها، شبکه عصبی، شعب بانک، ارزیابی عملکرد.

1 روش‌های تحقیق

تحلیل پوشش داده‌ها یک تکنیک برنامه ریزی خطی است که برای ارزیابی و کارایی واحدهای همگون و متجانس مورد استفاده قرار می‌گیرد. در دهه اخیر این روش سودمندی قابل توجهی به عنوان ابزار مدیریتی در اندازه‌گیری کارایی به دست آورده و به طور گسترده از آن استفاده شده است. از این ابزار در بخش‌های خصوصی و عمومی و سازمان‌ها از قبیل بانک‌ها، بیمارستان‌ها، دانشگاه‌ها و غیره بسیار استفاده می‌شود. شبکه‌های عصبی یکی از پویاترین حوزه‌های تحقیق در عصر حاضر است که افراد زیادی از رشته‌های گوناگون علمی از جمله علم اقتصاد را به خود جلب کرده است. انعطاف پذیری شبکه‌های عصبی در ایجاد خروجی‌های مناسب، توانایی در تجزیه و تحلیل مجموعه داده‌های بزرگ، باعث شده تا استفاده از آن در اندازه‌گیری کارایی مورد استفاده قرار گیرد.

این مقاله توضیح می‌دهد که چگونه یک الگوریتم بازگشتی در شبکه عصبی کارایی یک واحد در مجموعه داده بزرگ را تخمین می‌زند.

هدف از توسعه روش ترکیبی شبکه عصبی-تحلیل پوششی داده‌ها در این مقاله، انتخاب تعداد تصادفی از مجموعه واحدها برای آموزش یک شبکه عصبی بوده و سپس استفاده از مدل تولید شده برای تخمین امتیاز کارایی بدون نیاز به حل مسائل برنامه ریزی خطی برای هر واحد مستقل می‌باشد [1].

1-2 تحلیل پوششی داده‌ها

در اینجا فرض می‌کنیم n واحد تصمیم‌گیری وجود دارد که هر یک m ورودی را جهت تولید s خروجی مصرف می‌کنند. بردار ورودی و خروجی واحد j ام را به ترتیب با نمادهای $X_j = (x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{mj})^T$ و $Y_j = (y_{1j}, y_{2j}, \dots, y_{sj})^T$ نمایش می‌دهند. در اینجا x_{ij} و y_{rj} مقادیر نامنفی بوده و $X_j \neq 0$ و $Y_j \neq 0$ به ازای هر $i = 1, 2, \dots, m$ و $r = 1, 2, \dots, s$ و $j = 1, 2, \dots, n$. مدل CCR با طرف‌های پوششی و مضرری در ماهیت ورودی برای ارزیابی واحد صفر در فرمول شماره 1 و 2 آمده است:

$$\begin{aligned} \text{طرف پوششی مدل CCR} \\ \text{Min } y_0 = \theta - \sum_{r=1}^s \varepsilon s_r^+ - \sum_{i=1}^m \varepsilon s_i^- \\ \text{s.t.} \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{r0} - s_r^+ = r_{r0}, \quad r = 1, 2, \dots, s, \\ \sum_{j=1}^n x_{ij} \lambda_j + s_i^- = x_{i0} \theta, \quad i = 1, 2, \dots, m, \\ \lambda_j, s_r^+, s_i^- \geq 0, \quad \forall j, \forall r, \forall i. \end{aligned} \quad (1)$$

طرف مضربی مدل CCR

$$\begin{aligned}
 \text{Max } Z_0 &= \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} \\
 \text{s.t.} & \\
 \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} &\leq 0, \quad j = 1, 2, 3, \dots, n, \\
 \sum_{r=1}^s v_i x_{ij} &= 1, \\
 u_r, v_i &\geq \varepsilon, \quad \forall r, \forall i.
 \end{aligned} \tag{2}$$

در اینجا s^+ و s^- به ترتیب بردارهای کمکی متناظر قیود خروجی و ورودی واحد تحت ارزیابی است [2].

طبق تعریف یک واحد تصمیم گیرنده وقتی کاراست هرگاه دو شرط زیر برقرار باشد:

1. $z^* = 1$ (مقدار بهینه مدل CCR طرف پوششی است).
2. $s_r^{+*} = s_r^{-*} = 0$ (متغیرهای کمکی در جواب بهینه هستند) [3].

3 الگوریتم BP² در شبکه‌های عصبی

به دلیل تنوع روش‌های شبکه عصبی، در این قسمت نمونه‌ای از روشی که برای آموزش شبکه عصبی استفاده می‌شود را به طور خلاصه معرفی می‌کنیم.

در اواسط دهه 80، الگوریتم BP به طور وسیعی مطرح گردید. این الگوریتم به طور مستقل توسط Rumelhart (1986) و Parker (1985) دوباره معرفی شده و در حوزه شبکه عصبی معرفی گردید. می‌دانیم وقتی به شبکه آموزش ندیده‌ای الگویی را عرضه می‌کنیم، خروجی‌های تصادفی تولید می‌کند. ابتدا باید تابع خطایی را تعریف کنیم که تفاوت خروجی واقعی و خروجی مطلوب را نشان می‌دهد. در این مقاله خروجی مطلوب را همان نتایج حاصل از روش تحلیل پوششی داده‌ها در نظر می‌گیریم. برای موفق شدن در آموزش شبکه عصبی، باید خروجی آن را به خروجی مطلوب نزدیک کنیم. به عبارت دیگر باید میزان تابع خطا را به طور دائم کاهش دهیم. همین راستا الگوریتم مذکور، مقدار تابع خطا را کاهش داده و آن را از یک لایه به لایه پیشین آن انتشار می‌دهد. همچنین این شبکه را با استفاده از یک دسته از جفت ورودی - خروجی‌های $\{(p_1, t_1), (p_2, t_2), \dots, (p_q, t_q)\}$ آموزش می‌دهیم به طوری که پس از آموزش اگر هر یک از این ورودی‌ها را به شبکه اعمال کنیم خروجی به دست آمده از شبکه نزدیک به خروجی مطلوب باشد. شاخص کارآیی برای این شبکه عبارتست از:

$$V = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q (t_q - a_q^M)^T (t_q - a_q^M) = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q e_q^T e_q \tag{3}$$

².Backpropagation

محرابیان و همکاران، ارزیابی کارایی شعب بانک اقتصاد نوین با ترکیبی از روش شبکه عصبی و تحلیل پوششی داده‌ها

که در رابطه اخیر a_q^M خروجی شبکه به ورودی q ام (p_q) است و $e_q = t_q - a_q^M$ خطای این خروجی است. همچنین شاخص کارایی به صورت زیر تقریب زده می شود:

$$\hat{V} = \frac{1}{2} e_q^T e_q \quad (4)$$

به طور کلی الگوریتم این روش به صورت زیر بیان می گردد:

مرحله 1. مسیر رفت: با استفاده از رابطه زیر ورودی های آموزشی را به شبکه اعمال کرده و خروجی متناظر آن از شبکه به دست آورید. بایاس (b) و وزن ها (w) در خلال اجرای محاسبات رفت، تغییر نمی کنند. در معادلات زیر بردار ورودی p نشان دهنده شرایط اولیه شبکه، بردار a خروجی شبکه و بردار f نشان دهنده تابع تبدیل است. باید توجه داشت که پارامترهای w و b قابل تنظیم می باشد و تابع تبدیل f نیز توسط طراح انتخاب می شود. (در این مقاله از تابع سیگموئید، به عنوان تابع تبدیل استفاده شده است).

$$\begin{cases} a^0 = P \\ a^{k+1} = f^{k+1}(w^{k+1} a^k + b^{k+1}) \\ k = 0, 1, \dots, m-1 \end{cases} \quad (5)$$

مرحله 2. مسیر برگشت: در این مسیر بردارهای حساسیت (بردار δ)، که نشان دهنده میزان تغییرات تابع خطا نسبت به ضرایب وزنی هستند، از لایه آخر به لایه اول برگشت داده می شود. با استفاده از دو رابطه زیر می توانید حساسیت را محاسبه کنید. به عبارتی دیگر در مسیر برگشت، شروع کار از لایه آخر یا لایه خروجی می باشد جاییکه بردار خطا در اختیار است. سپس بردار خطا از سمت راست به چپ از لایه آخر به لایه اول توزیع شده و ضرایب وزنی یال های مرتبط بین لایه ها را اصلاح می نماید. در معادلات زیر \dot{F} ماتریس قطری است که مولفه های روی قطر آن شامل مقادیر حساسیت تابع محرک نسبت به تغییرات ورودی هر نرون می باشد.

$$\begin{cases} \delta^M = -\dot{F}^M (n^M) (t_q - a_q) \\ \delta^K = \dot{F}^K (n^K) W^{K+1} \delta^{K+1} \end{cases} \quad (6)$$

مرحله 3. تنظیم پارامترها: وزن ها و بایاس ها را با استفاده از روابط زیر تنظیم می شوند:

$$\begin{cases} \Delta w_{i,j}^k = -\alpha \frac{\partial \hat{V}}{\partial w_{i,j}^k} \\ \Delta b_i^k = -\alpha \frac{\partial \hat{V}}{\partial b_i^k} \end{cases} \quad (7)$$

توجه داریم که $w_{i,j}$ وزن یالی است که زمین عنصر بردار ورودی را به نرون i ام متصل می کند. $\Delta w_{i,j}$ و Δb_i مقدار اصلاحی وزن ها و بایاس ها در لایه k ام می باشد و α نرخ یادگیری است.

مرحله 4. توقیف: جهت توقف تکرار الگوریتم از دو شاخص کارایی زیر به طور همزمان می توان استفاده نمود:
الف - میانگین مربعات خطا در هر سیکل (جمع مربعات خطا برای تمامی الگوهای یادگیری) کمتر از مقدار تعیین شده باشد. (در این تحقیق این مقدار 05/ در نظر گرفته شده است). بایستی توجه داشت که هر سیکل برابر با تعداد نمونه های یادگیری است. مثلا اگر 100 تا داده ی نمونه یادگیری موجود باشد، سیکل برابر با 100 مرحله تکرار است.

(ب) نرم گرادیان خطا خیلی کوچک باشد [4].

4 مدل ANN-DEA

شبکه عصبی یک روش جدید برای به دست آوردن ویژگی های مجموعه داده ها با استفاده از لایه های نهان و طبقه بندی آنها است. علاوه بر آن، این ویژگی های به دست آمده، می تواند در درون شبکه عصبی گنجانده شود. روش شبکه عصبی مزایای زیادی در حل مسائل چند متغیره واحدهای تصمیم گیرنده دارد. این روش نه تنها می تواند از مجموعه نمونه ها، آموزش ببیند، بلکه می تواند نتایج را در مجموعه داده های دیگر تعمیم دهد. شبکه عصبی نیاز به مدل یا برنامه ای برای پیوند دادن ورودی ها و خروجی ها ندارد. شبکه عصبی می تواند آموزش را با داده های پرت یا گم شده نیز ادامه دهد. به همین خاطر است که به طور گسترده در سیستم های اقتصادی مورد استفاده قرار می گیرد [5].

مراحل طراحی مدل شبکه عصبی غالبا چنین تعریف می شود:

1. همه داده ها را در یک جا جمع کنید.
2. داده ها را به دو گروه داده های آزمونی و داده های آموزشی تقسیم کنید.
3. داده ها را به ورودی های مناسب جهت شبکه تبدیل کنید.
4. شبکه را انتخاب کرده، آموزش داده و آزمون کنید. مراحل 1 و 2 و 3 تکرار کنید تا زمانی که پارامتر وزن و بایاس مطابق نتایج مطلوب، بهینه شوند.
5. از شبکه حاصله استفاده کنید.

ما می خواهیم از مدلی که بر پایه ترکیب دو روش DEA (مدل CCR با ماهیت ورودی) و ANN است برای اندازه گیری کارایی شعب بانک استفاده کنیم. اساس این ترکیب بر مبنای مقایسه کارایی به دست آمده از روش DEA با نتیجه حاصل از آموزش داده ها است.

همان طور که می دانیم یکی از خصوصیات مهم ANN، توانایی یادگیری از مجموعه نمونه ها و توانایی تصمیم گیری بر طبق آموزش داده های پیشین است. استفاده از روش های آموزش در یک شبکه عصبی باعث می شود وزن ها مکررا " برای رسیدن به بهترین اوزان تغییر کرده تا بهترین خروجی به دست آید.

ساختار انواع شبکه های عصبی شامل چندین لایه است در هر لایه تعدادی نرون که با بردارهای وزن به هم متصل اند وجود دارند. همه نرون ها متصل به یکدیگر بوده و توانایی انتقال جریان این اتصال ها وزن نامیده

می‌شود. رتبه بندی موفقیت یک ANN به چگونگی ظاهر شدن تاثیر این وزن‌ها بستگی دارد. یکی از رایج‌ترین استفاده از ANN، استفاده از یک پرسپترون چند لایه با سه لایه متفاوت است. لایه ورودی، ورودی‌ها را به نرون‌ها منتقل کرده، لایه خروجی، خروجی‌ها را به بیرون منتقل می‌نماید، لایه نهان نیز وقتی ارتباط غیر خطی بین ورودی و خروجی برقرار باشد، (لایه نهان توسط تابع محرک، از تغییرات لایه‌های دیگر اطلاع می‌یابد). خروجی‌های شبکه را منتشر می‌کند [6].

در ساختار مورد استفاده در این مقاله ورودی‌های ANN طبق نسبت‌هایی از ورودی‌های DEA که در اندازه‌گیری کارایی از آن استفاده می‌شود، در نظر گرفته شده و خروجی آن از وزن‌هایی که باید پیش‌بینی شود، تبعیت می‌کند. به این ترتیب ورودی‌ها را به شبکه داده و همزمان این ورودی‌ها درون یک لایه از واحدها که لایه ورودی را می‌سازند وزن‌دهی می‌شوند. خروجی‌های این واحدها به نوبت، به طور همزمان به درون لایه دوم (لایه نهان) از واحدها وارد می‌شوند. در صورت وجود چندین لایه نهان، خروجی‌های اولین لایه نهان، می‌تواند به عنوان ورودی لایه نهان دیگر استفاده شود. لازم به ذکر است تعداد لایه‌های نهان در ANN اختیاری است، اما معمولاً از یک تا حداکثر سه لایه نهان استفاده می‌شود. در نهایت خروجی‌های وزن شده‌ی آخرین لایه نهان به عنوان ورودی به لایه خروجی وارد می‌شوند و در نهایت داده‌هایی را تولید می‌کند [7].

مدل ANN-DEA مورد استفاده در این پروژه از سه لایه تشکیل شده است. که یک شبکه پیش‌خور با یک لایه مخفی و یک لایه خروجی است و نرون‌ها به وسیله بردار وزن‌ها به هم مرتبط هستند. با استفاده از این شبکه می‌توان کارایی واحدهای تصمیم‌گیرنده را تخمین زد.

در روش مذکور داده‌های آزمونی به طور مکرر به شبکه عصبی ارائه می‌شوند. وزن‌های اولیه صفر در نظر گرفته می‌شوند سپس خروجی شبکه عصبی با خروجی مطلوب که همان درجه کارایی حاصل از روش DEA است مقایسه شده و اگر خطا زیاد باشد روند آموزش داده‌ها با مجموعه وزن‌های اولیه متفاوت که در جهت کاهش خطای اولیه است، تکرار می‌شود. با انجام این کار خطا در هر تکرار کمتر شده و خروجی مطلوب‌تری به دست می‌آید. خروجی مطلوب شبکه عصبی در این تحقیق خروجی است که میزان خطای آن کمتر از 0.05 باشد. وزن‌های بهینه به دست آمده در روند مذکور به کل شبکه تعمیم داده شده و برای تمام مجموعه داده‌ها، خروجی مطلوب با استفاده از وزن‌های بهینه مذکور به دست می‌آید [8].

ما قسمتی از داده‌ها را قبل از آموزش، پردازش می‌کنیم. در روند آموزش داده‌ها، نتایجی حاصل می‌گردد که در بازه جواب‌های قابل قبول قرار نمی‌گیرند. برای استفاده از مجموعه داده‌هایی که به ازای آن‌ها، نتایج غیر قابل قبول به دست می‌آید برای هر یک از شاخص‌های ورودی و خروجی مقدار مینیمم و ماکزیمم تعریف می‌کنیم به صورتی که اگر مقادیر ورودی و خروجی در آن بازه‌ها قرار گیرند، نتیجه حاصل قابل قبول باشد. پس از تعیین بازه‌هایی برای هر یک از شاخص‌ها، واحدهایی که حداقل یکی از مقادیر ورودی و خروجی آن‌ها در بازه‌های تعیین شده قرار نمی‌گیرد را با تقسیم بر یک عدد ثابت، طوری محدود می‌کنیم تا در بازه‌های تعیین شده قرار گیرند و خروجی حاصل از شبکه بین بازه $[0,1]$ به دست آید [9].

5 نتایج

در این مقاله تحلیل کارایی شعب بانک اقتصاد نوین در سه مرحله انجام شده است:

- نتایج مدل DEA
- نتایج مدل DEA-ANN
- مقایسه نتایج DEA با DEA-ANN

این تحلیل برای ۴۰ شعب بانک که قبل از تاریخ ۱۳۸۶/۳/۱ افتتاح شده اند، انجام شده است. علت انتخاب این تاریخ برای معنادار شدن مقدار کارایی در آن سال برای شعب مورد نظر است. از این تعداد شعبه، ۲۶ شعبه در تهران و ۱۲ شعبه در مراکز استان‌های دیگر قرار دارند. با توجه به محرمانه بودن داده‌ها از ذکر اسامی شعب خودداری شده است. با توجه به جدول مربوط به سال ۱۳۸۶، شعبه‌های ۸، ۲، ۱، ۲۷، ۱۲ بالاترین کارایی را در بین شعب دارند و شعب ۲۰، ۲۳، ۲۸، ۲۲، ۱۷ به ترتیب دارای کمترین کارایی می‌باشند. ما می‌توانیم با ثابت نگه داشتن سطح ورودی‌ها، اقدام به افزایش خروجی‌ها مانند تسهیلات و کارمزدهای دریافتی نموده و شعب ناکارا را به شعبی کارا تبدیل نماییم. به عنوان مثال برای شعبه ۳۷، با ثابت نگه داشتن سطح ورودی‌ها، خروجی‌های خود را با تقسیم بر عدد ۰.۶۱، به میزان ۶۴٪ افزایش می‌دهیم تا این شعبه به یک شعبه کارا تبدیل گردد.

جدول ۱. نتایج مدل کاربردی DEA برای تخمین کارایی شعب در سال ۱۳۸۶

1	1/00	11	0/95	21	0/48	31	1/00
2	1/00	12	1/00	22	0/31	32	0/79
3	0/77	13	0/76	23	0/15	33	0/47
4	0/80	14	0/53	24	0/64	34	1/00
5	1/00	15	0/90	25	0/35	35	1/00
6	0/62	16	0/47	26	1/00	36	0/50
7	1/00	17	0/43	27	1/00	37	0/61
8	1/00	18	0/45	28	0/16	38	0/65
9	0/93	19	0/56	29	0/51	39	0/84
10	0/68	20	0/05	30	1/00	40	1/00

جدول ۲. نتایج مدل کاربردی DEA برای تخمین کارایی شعب در سال ۱۳۸۷

۱	۱/۰۰	۱۱	۰/۹۵	۲۱	۰/۴۸	۳۱	۱/۰۰
۲	۱/۰۰	۱۲	۱/۰۰	۲۲	۰/۳۱	۳۲	۰/۷۹
۳	۰/۷۷	۱۳	۰/۷۶	۲۳	۰/۱۵	۳۳	۰/۴۷

محرایبان و همکاران، ارزیابی کارایی شعب بانک اقتصاد نوین با ترکیبی از روش شبکه عصبی و تحلیل پوششی داده‌ها

۴	۰/۸۰	۱۴	۰/۵۳	۲۴	۰/۶۴	۳۴	۱/۰۰
۵	۱/۰۰	۱۵	۰/۹۰	۲۵	۰/۳۵	۳۵	۱/۰۰
۶	۰/۶۲	۱۶	۰/۴۷	۲۶	۱/۰۰	۳۶	۰/۵۰
۷	۱/۰۰	۱۷	۰/۴۳	۲۷	۱/۰۰	۳۷	۰/۶۱
۸	۱/۰۰	۱۸	۰/۴۵	۲۸	۰/۱۶	۳۸	۰/۶۵
۹	۰/۹۳	۱۹	۰/۵۶	۲۹	۰/۵۱	۳۹	۰/۸۴
۱۰	۰/۶۸	۲۰	۰/۰۵	۳۰	۱/۰۰	۴۰	۱/۰۰

نتایج مدل کاربردی DEA برای تخمین کارایی در جدول مربوط به سال ۱۳۸۷ نشان می‌دهد که بیشترین کارایی به ترتیب مربوط به شعب شماره ۴۰، ۳۶، ۳۰، ۲۷، ۱۲ بوده و کمترین کارایی به ترتیب مربوط به شعب شماره ۲۰، ۲۸، ۲۳، ۳۸، ۱۴ می‌باشد. تحلیل ذکر شده در مورد سال ۱۳۸۶ برای افزایش کارایی شعب ناکارار می‌توان مشابهاً تکرار کرد.

جدول 3. نتایج مدل ANN-DEA برای تخمین کارایی شعب در سال 1386

1	0/9520	11	0/9431	21	0/4660	31	0/7851
2	1/0023	12	0/9848	22	0/3158	32	0/7851
3	0/7890	13	0/7222	23	0/0340	33	0/4783
4	0/7651	14	0/5256	24	0/6414	34	0/9831
5	1/0020	15	0/8921	25	0/3457	35	1/0029
6	0/6057	16	0/4652	26	1/0029	36	0/5133
7	0/9503	17	0/4306	27	1/0085	37	0/6232
8	1/0013	18	0/4550	28	0/147	38	0/6483
9	0/9049	19	0/5504	29	0/3202	39	0/6833
10	0/7345	20	0/0634	30	0/9940	40	1/0074

جدول 4. نتایج مدل ANN-DEA برای تخمین کارایی شعب در سال 1387

1	1/0053	11	0/8587	21	0/6114	31	0/6818
2	0/9821	12	0/9763	22	0/3358	32	0/5382
3	0/7642	13	0/4629	23	0/2244	33	0/5151

4	0/6981	14	0/3805	24	0/5261	34	0/6427
5	1/0027	15	0/7853	25	0/2561	35	1.0064
6	0/9736	16	0/2337	26	0/3905	36	0.5997
7	0/4690	17	0/2973	27	1/0001	37	0.3940
8	0/7564	18	0/4190	28	0/1409	38	0.3683
9	0/4876	19	0/5132	29	0/2504	39	0.6114
10	1/0021	20	0/0731	30	0/9024	40	0.8224

نتایج نهایی به دست آمده از روش ANN-DEA در جدول ۳ و ۴ نمایش داده شده است. با توجه به جدول مربوط به سال ۱۳۸۶، شعبه‌های ۲، ۸، ۲۶، ۲۷، ۳۵ بالاترین کارایی را در بین شعب دارند و شعب ۲۳، ۲۹، ۲۵، ۱۷، ۱۸ به ترتیب دارای کمترین کارایی می باشند.

نتایج مدل کاربردی ANN-DEA برای تخمین کارایی در جدول مربوط به سال ۱۳۸۷ نشان می دهد که شعب ۱، ۵، ۱۰، ۲۷، ۳۵ دارای بیشترین کارایی در بین شعب بوده و شعب ۱۶، ۲۹، ۲۵، ۲۰، ۲۸ به ترتیب دارای کمترین کارایی هستند.

با توجه به رتبه بندی شعب کارا و ناکارا در دو روش مشخص می شود که رتبه بندی شعب در این دو روش دارای نتایج تقریباً مشابهی است که مقدار این تشابه با ضریب همبستگی اسپرمن سنجیده می شود.

برای مقایسه نتایج دو روش DEA و ANN-DEA از سازگاری دو شاخص زیر استفاده می شود:

- درجات کارایی

- رتبه‌ها

متوسط درجات کارایی که از روش DEA در سال های 1386 و 1387 به دست آمده است به ترتیب برابر با 0/7075 و 0/6245 می باشد. و متوسط این درجات در روش ANN-DEA در سال های 1386 و 1387 برابر 0/6843 و 0/5989 می باشد. این مساله نشان می دهد که دو روش سازگاری خوبی در تعیین کارایی دارند. از لحاظ 10 شعبه ای که به عنوان ده شعبه برتر شناخته شده اند مقایسات در جدولهای 5 و 6 نمایش داده شده اند. در سال 1386 تعداد 7 شعبه در میان 10 شعبه اول مشترکند. این تعداد در سال 1387 به 8 شعبه رسیده است.

جدول 5. مقایسه شعب برتر دو روش DEA و ANN-DEA در سال 1386

DEA	رتبه	ANN-DEA
27	1	27
40	2	40
28	3	28

7	4	35
27	5	2
8	6	8
30	7	30
12	8	12
5	9	31
1	10	1

جدول 6. مقایسه شعب برتر دو روش DEA و ANN-DEA در سال 1387

DEA	رتبه	ANN-DEA
2	1	1
5	2	5
10	3	10
12	4	27
35	5	35
40	6	2
27	7	6
15	8	30
30	9	11
1	10	40

6 ارایه پیشنهادها

با مطالعه نتایج به دست آمده می‌توان راه کارهایی برای افزایش کارایی در شعب ناکارا ارایه نمود. یکی از این راه کارها در مورد شعبی است که اگر چه در جذب سپرده ها موفق بوده و میزان مانده سپرده آن ها در سال ۱۳۸۷، نسبت به سال ۱۳۸۶ افزایش چشمگیری داشته است ولی کارایی آن ها بهبود نیافته است. علت این امر پایین بودن مانده تسهیلات نسبت به مانده سپرده آنهاست. این شعب با اعطای تسهیلات بیشتر می‌توانند کارایی خود را افزایش دهند.

از دیگر عوامل ناکارایی برخی شعب، می‌توان به بالا بودن هزینه های عملیاتی و تعداد زیاد کارکنان اشاره کرد. با کاهش معقول این دو عامل، شعب مذکور نیز به سمت کارایی بیشتر حرکت خواهند کرد. نکته دیگری که می‌توان به آن اشاره کرد، توجه بیشتر به مقوله اخذ کارمزد در قبال ارایه خدمات بانکداری از مشتریان است. در حال حاضر، این شاخص تاثیر قابل توجهی در تعیین مقدار کارایی شعب ندارد. اگر سهم درآمدهای بانک از طریق اخذ کارمزد افزایش یابد، می‌تواند در بهبود کارایی شعب نقش مهمی ایفا نماید. به خصوص در مورد بعضی از شعب که با داشتن تعداد کارکنان زیاد به علت موقعیت جغرافیایی و قرار گرفتن در مناطق پر رفت و آمد مانند بازار به نظر می‌رسد تبدیل به شعب خدماتی شده‌اند.

منابع

- [1] Mohamed M, Mostafa., (2009). Modeling the efficiency of top Arab banks: A DEA–neural network approach. An International Journal College of Business, 36, 309-320

- [2] Charnes, A., Cooper, W., & Rhodes, E.,(1978).Measuring the efficiency of decision-making units. European Journal of Operational Research, 2, 429–444.
- [3] Charnes, A., Cooper, W., Lewin, A. Seiford, L.,(1995).Data Envelopment Analysis: Theory, Methodology, and Application. Boston: Kluwer Academic Publisher.
- [4] D.E.Rumelhart, G.E.Hinton, and R.J. Williams.,(1986). Learning Internal Representations by Error Propagation: “ in D.E.Rumelhart and J.L. McClelland, Eds., Parallel Distributed processing, Chap.8 Cambridge, MA: MIT press
- [5] D. Klerfors,. (1998). Artificial neural networks. What are they? How do they work? In what areas are they used?[<http://hem.hj.se/%7Ede96klda/NeuralNetworks.htm>].An individual project within MISB-4200.Huston university
- [6] Santín, D., F.J. Delgado and A. Valiño., (2004). The measurement of technical efficiency: a neural network approach. Applied Economics, 36(6), 627-635.
- [7] D. Wu, Z. Yang and L. Liang,(2006). Using DEA-neural network approach to evaluate branch efficiency of large Canadian bank, Expert System with application, 31,108-115
- [8] Wang, S.,(2003). Adaptive non-parametric efficiency frontier analysis: A neural-network-based model. Computers and Operations Research, 30,279–295.
- [9] C. Wu, X. Chen and Y. Yang.,(2004). Decision-making modeling method based on artificial neural network and data envelopment analysis, International Geo science and Remote Sensing Symposium Proceedings: Science for Society: Exploring and Managing a Changing Planet, IGARSS, 1115-1121

بکھ عصبی و تحلیل پوششی