امکان افزایش عایدی حاصل از ناکـاراییها در بـازار آتـی نفت خـام

محسن مهرآرا [*]
علی معینی [**]
مهدی احراری [***]
علی عرفانی‌فرد [****]

تاریخ دریافت: ۸۷/۳/۷
تاریخ پذیرش: ۸۷/۳/۲۶
صفحات: ۱۱۷-۹۳

اگر بازار آتی نفت خام طبق معیارهای فاما، کارا نباشد، آنگاه امکان ایجاد فرصتهای معامله‌ای سودآور، افزایش می‌یابد. در این مقاله از شبکه عصبی GMDH به منظور پیش‌بینی قیمت

[*]. دکتر محسن مهرآرا؛ استادیار دانشکده اقتصاد- دانشگاه تهران.
E.mail: mmehrara@ut.ac.ir
[**]. دکتر علی معینی؛ دانشیار گروه الگوریتم و محاسبات دانشکده فنی دانشگاه تهران.
E. mail: moeini@ut.ac.ir
[***]. مهدی احراری؛ کارشناس ارشد اقتصاد، پژوهشگر اقتصادی.
E. mail: meahrari@yahoo.com
[****]. علی عرفانی‌فرد؛ کارشناس ارشد اقتصاد انرژی دانشکده اقتصاد- دانشگاه تهران.
E. mail: erfani_ayat@yahoo.com

Archive of SID
www.SID.ir

در بازار آتی نفت خام مبتنی بر قواعد تحلیل تکنیکی شامل میانگین متحرک داده‌های مقطعی به عنوان ورودی شبکه، استفاده شده است. ما از پیش‌بینی‌های قیمت در ساختن سیگنال‌های خرید و فروش برای معامله‌کنندگان استفاده می‌کنیم. در مقایسه با مدل‌های معیار مطرح شده، عایدهای تجمعی، سالانه، عایدیها در یک دورهٔ بازار و نسبتهای شارپ، همگی برای شبکه عصبی GMDH با تفاوتی قابل ملاحظه در سطح بالاتری قرار دارند. همچنین عایدیهای معنی‌دار مدل GMDH فرضیه کارایی بازار آتی نفت را مورد تردید جدی قرار می‌دهد.

کلید واژه‌ها:

بازار نفت، شبکه عصبی **GMDH**، قیمت نفت، کارایی بازار نفت

Archive of SID

www.SID.ir

مقدمه

زمانی که قیمت نفت افزایش می‌یابد، معامله‌گران جدیدی وارد بازار شده و باعث افزایش حجم معاملات و به تبع آن تشدید بی ثباتی در بازار آتی نفت می‌شوند.[1] بازارهای آتی از بازارهای مرسوم دارایی[2] متفاوت هستند چرا که برای هر وضعیت خرید[3] بایستی یک وضعیت فروش[4] وجود داشته باشد.[5] به عبارت بهتر بازارهای آتی یک بازی با جمع صفر هستند. بنابراین هر تغییر قیمتی که برای یکی از شرکا سود ایجاد کند، منجر به ضرری مساوی با آن برای شریک دیگر خواهد شد. با وجود معامله‌گران آگاه از امور بازار در دو طرف قرارداد، معاملات آتی بایستی بر مبنای اصول شناخته شده بازار باشد. بر اساس نظریهٔ نئوکلاسیک‌ها، بازاهای آتی بایستی کارا و بدون هیچگونه فرصتی برای ایجاد عایدی‌های اضافی باشند. بدین ترتیب چه عواملی شور و اشتیاق معامله‌گران را برای معامله در کوتاه‌مدت روی بازار آتی نفت توضیح می‌دهد؟

یک دلیل برای رفتار بورس بازی معامله گران ممکن است این باور باشد که در قیمت‌گذاری داراییها، یک سری امور غیرمتعارف[6] وجود دارند که حداقل در کوتاه مدت ادامه می‌یابد. طرفداران مالیهٔ رفتاری[7] شواهدی تجربی مبتنی بر الگوهای قیمتی بدست آورده‌اند که با فرضیات بازار کارا متناقض است؛ نظیر وجود همبستگی سریالی منفی عایدی سهام که با یک واکنش بیش از حد معامله گران توضیح داده می‌شود و منجر به تغییر مبانی بازار کارا می‌شود. به عبارت دیگر با تداوم امور غیر متعارف در قیمت‌گذاری، تغییرات قیمت نیز شامل الگوهای قابل پیش‌بینی می‌شود که در مجموع می‌تواند برای کسب عایدی‌های سودآور، مورد بهره‌برداری قرار گیرد.

---

1. Dwight R. Sanders, Keith Boris and Mark Manfredo, "Hedgers, Funds, and Small Speculators in the Energy Futures Markets: an Analysis of the CFTC's Commitments of Traders Reports", ***Energy Economics***, 26 (3), (2004), pp. 425–445.
2. Actual Asset Markets
3. Long Position
4. Short Position
5. مسعود درخشان، ***مشتقات و مدیریت ریسک در بازارهای نفت***، (تهران: مؤسسه مطالعات انرژی، ۱۳۸۳)، ص ۹۷.
6. Anomalies
7. Behavioral Finance

Archive of SID
www.SID.ir

مدتها پیش از تحقیقات مالیه رفتاری، تحلیلگران تکنیکی توانایی ایجاد عایدیهای اضافی را فقط بر پایهٔ تفسیر الگوهای قیمتی گذشته داشتند. تحلیلهای تکنیکی، از الگوهای تغییرات میانگین قیمتهای موزون و غیرموزون تا بکارگیری تکنیک‌های هوش مصنوعی[1]، توسعه یافتند. یک شاخه از تکنولوژی هوش مصنوعی که کاربردهای وسیعی در بازارهای مالی دارد، شبکه های عصبی است .

اگر یک سری زمانی قیمت مبتنی بر مقادیر گذشته‌اش، قابل پیش‌بینی باشد، فرضیه کارایی بازارهای آتی که در سال ۱۹۷۰ توسط «فاما»[2] ارائه شده، نقض خواهد شد. اگر ناکارایی وجود دارد، فرصتهای معاملاتی سودآور نیز می‌تواند وجود داشته باشد. بنابراین اگر بازار آتی نفت با توجه به الگوهای قیمتی، کارا نیست، می‌تواند برای معاملات سودآور مورد بهره برداری قرار گیرد . به منظور پژوهش در مورد این پرسش، از شبکهٔ عصبی GMDH [3] برای پیش‌بینی قیمتهای آتی نفت، با قواعد تحلیل تکنیکی[4] به عنوان ورودی، استفاده می‌کنیم. نتایج، حاکی از آن است که بدون هزینه‌های مبادله، مدل GMDH می‌تواند سیگنال‌های معامله‌ای سودآوری را برای سالهای مورد مطالعه پیش‌بینی کند. بنابراین فرضیه کارایی بازار آتی نفت مورد تردید قرار گرفته و امکان بدست آوردن عایدی اضافی، افزایش می‌یابد.

در بخش دوم، به بررسی ادبیات و پیشینه پژوهشها، شامل مطالعاتی که در آن از مدل‌های شبکهٔ عصبی در تحلیلهای تکنیکی استفاده شده‌است، می‌پردازیم. بخش سوم، یک بحثی عمومی از مدل‌سازی شبکه عصبی GMDH را فراهم آورده و یک شبکه را با قواعد تحلیل تکنیکی به عنوان ورودی توصیف می‌کند. مدل‌های معیار در بخش چهار ارائه شده‌اند. نتایج تجربی در بخش پنجم و نتیجه‌گیری از مطالب نیز در بخش ششم، پایان بخش این نوشتار است.

---

1. Artificial Intelligence
2. Eugene Fama, "Efficient Capital Markets: a Review of Theory and Empirical Work", ***Journal of Finance***, 25, (1970), pp. 383–417.
3. Group Method of Data Handling
4. Technical Analysis

Archive of SID
www.SID.ir

پیشینه تحقیق

تحقیقات گسترده و متنوعی در مورد قابلیت پیش‌بینی قیمت داراییهای مالی و آزمون فرضیات بازار کارا، صورت گرفته که از آن جمله می‌توان به «کمپل و همکاران»[1] (۱۹۹۷) و منابع موجود در آن اشاره کرد. مالیه رفتاری، که قسمتی از مطالعهٔ وسیع علم اقتصاد رفتاری است، سعی دارد روانشناسی سرمایه‌گذاران را به فرضیات قابل آزمون ترجمه نماید. از جمله مقالات اساسی در مالیهٔ رفتاری شامل «دی بونت و تالر»[2] (۱۹۸۵)، «شلیفر و ویشنی»[3] (۱۹۹۷) و شلیفر (۲۰۰۰) است. که شرحی کلی در این زمینه ارائه می‌دهند.

یک مطالعهٔ منظم دربارهٔ قدرت پیش‌بینی قواعد تحلیل تکنیکی در مدل‌های خطی و غیر خطی توسط «نفتی»[4] (۱۹۹۱) صورت گرفت. «بروک و همکاران»[5] (۱۹۹۲) علاوه بر حمایت از قواعد تحلیلهای تکنیکی به عنوان متغیرهای ورودی، ضرورت بکارگیری مدل‌های غیر خطی را نیز پیشنهاد دادند. «جن کی»[6] (۱۹۹۶) برای اولین بار از قواعد تحلیل تکنیکی به عنوان ورودی شبکه عصبی در بازارهای ارز خارجی استفاده کرد. در یک سری مقالات، جن کی (۱۹۹۹ و ۱۹۹۸) و جن کی و «استنجوس»[7] (۱۹۹۸) نشان دادند که قواعد تکنیکی ساده برای عایدیهای جاری نسبت به یک مدل، گام تصادفی برای نرخهای ارز خارجی و شاخصهای سهام؛ هر دو منجر به بهبود عملکرد پیش‌بینی خواهدشد. «فرانسس و ون گرینسون»[8] (۱۹۹۷) جن کی (۱۹۹۸b) و «فرناندز رودریگز و همکاران»[9] (۲۰۰۰) کانون توجه خود را از دقت پیش‌بینی به منعکس کردن سودآوری در نتیجهٔ خرید و فروش -که اهداف تحلیل تکنیکی است- منتقل کردند. «تریپی و توربان»[10] (۱۹۹۶) بقیهٔ مطالعاتی را که در این مسیر برای سهام و داراییهای گوناگون انجام شده بود، خلاصه کردند.

---

1. Campbell, et al, (1997).
2. DeBondt and Thaler, (1985).
3. Shleifer and Vishny, (1997).
4. Nefti, (1991).
5. Brock, et al, (1992).
6. Gencay, (1996).
7. Stengos, (1998).
8. Franses and van Griensven, (1997).
9. Franses and van Griensven, (2000).
10. Trippi and Turban, (1996).

Archive of SID
www.SID.ir

در مطالعات اقتصاد انرژی، «گولن»[1] (۱۹۹۸) کارایی در بازارهای آتی نفت خام را با استفاده از تحلیل هم انباشتگی آزمون می‌کند. «فلمینگ و اوست دایک»[2] (۱۹۹۹) در مورد اثر مشتقات نفت بر بی‌ثباتی بازار آتی نفت خام در بلندمدت با استفاده از مدل GMM[3] پژوهش کردند. همچنین سندرز و همکاران (۲۰۰۴)، همبستگی بین موقعیتهای سودآور و غیرسودآور معاملاتی و قیمتها را در بازارهای انرژی با علیت گرنجر آزمون نمودند.

شامبورا و روزیتر[4] (۲۰۰۷) برتری شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی و کسب بالاترین عایدی تجمعی نسبت به روشهای سنتی در بازار آتی نفت خام را با استفاده از میانگین متحرکهای با وقفه ۵ و ۵۰ روزه، به عنوان ورودی شبکه، نشان دادند.

«سوانسون و وایت»[5] (۱۹۹۵) در استفاده از شبکه های عصبی برای پیش‌بینی متغیرهای مالی پیش قدم شدند. «آشن والد و همکاران»[6] (۲۰۰۲) خلاصهٔ کوتاهی از مدل‌سازی شبکهٔ عصبی را در حد کاربردهای جاری آن در علم اقتصاد ارائه کردند. در زمینه بکارگیری شبکه عصبی GMDH برای پیش‌بینی و تحلیل بازارهای مالی می‌توان به «ایواخننکو» [7] و «مولر»[8] (۱۹۹۶) اشاره کرد که دستاوردهای این نوع شبکه عصبی در پیش‌بینی و تحلیل بازار سهام را ارائه نمودند. «واتر و دیگران»[9] (۱۹۹۷) قیمت سهام را با این روش پیش‌بینی نموده و به نتایج بسیار مطلوبی دست یافتند. «لمکه»[10] و مولر (۱۹۹۷) از الگوریتم GMDH در دو مرحله استفاده نمودند؛ به این ترتیب که در مرحله نخست به پیش‌بینی سبد سهام پرداخته و در مرحله بعد نیز با طراحی یک مکانیسم «کنترل فرآیندی» توانستند پیش‌بینی‌ها را به سیگنال‌های خرید و فروش تبدیل نمایند. «پاندیا»[11] و

1. Gulen, (1998).
2. Fleming & Ostdiek, (1999).
3. Generalized Method of Moment
4. William Shambora and R. Rossiter
5. Swanson & White, (1995).
6. Ashenwald, et. al, (2002).
7. A.G.Ivakhnenko, (1996).
8. Muller, (1996).
9. Water, et. al, (1997).
10. Lemke, (1997).
11. Pandya , (1999).

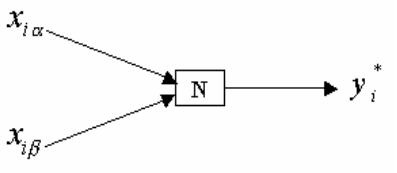
Archive of SID
www.SID.ir

«کندو»[1] (۱۹۹۹) به پیش‌بینی شاخصهای بازار سهام با استفاده از این نوع شبکه عصبی پرداختند.

مدل‌سازی با شبکه عصبی GMDH

شبکه‌های عصبی بر پایه یک مفهوم کلی از شناخت الگو و تصفیه‌کنندهٔ روشهای سنتی تکنیکی هستند. شبکه‌های عصبی که انعطاف‌پذیری بالایی دارند، به صورت مدل‌های نیمه پارامتری در بسیاری از رشته‌های عملی؛ بویژه علوم رفتاری و اقتصاد بکار برده شده‌اند.

شبکه GMDH، شبکه‌ای خود سازمان ده و یکسویه است که از چندین لایه و هر لایه نیز از چندین نرون تشکیل شده است. تمامی نرون‌ها از ساختار مشابهی برخوردارند؛ به طوریکه دارای دو ورودی و یک خروجی هستند و هر نرون با پنج وزن و یک بایاس، عمل پردازش را میان داده‌های ورودی و خروجی بر اساس رابطه (۱) برقرار می‌کنند:



$$y_{ik}^* = N(x_{i\alpha}, x_{i\beta}) = b^k + w_1^k x_{i\alpha} + w_2^k x_{i\beta} + w_3^k x_{i\alpha}^2 + w_4^k x_{i\beta}^2 + w_5^k x_{i\alpha} x_{i\beta} \quad (1)$$

در رابطه بالا، $(i = 1,2,3,....,N)$ است که در آن N تعداد داده‌های ورودی و خروجی بوده و $(K = 1,2,3,...,C_m^2)$ و $\alpha, \beta \in \{1,2,3,...m\}$ می‌باشد، که در آنها m

[1]. Kondo, (1999).

Archive of SID
www.SID.ir

تعداد نرون‌های لایه قبلی است.

وزنها بر اساس روشهای کمترین مربعات خطا محاسبه شده و سپس به‌عنوان مقادیر مشخص و ثابت در داخل هر نرون جایگذاری می‌شود. ویژگی بارز این نوع شبکه آن است که نرون‌های مرحله قبلی و یا لایه قبلی، عامل و مولد تولید نرون‌های جدید به تعداد $C_m^2 = \frac{m(m-1)}{2}$ هستند و از میان نرون‌های تولید شده، لزوماً تعدادی از آنها حذف شده و بدین وسیله از واگرایی شبکه جلوگیری بعمل می‌آید.

نرون‌هایی که برای ادامه و گسترش شبکه باقی می‌مانند، امکان دارد برای ایجاد فرم همگرایی شبکه و عدم ارتباط آنها با نرون لایه آخر حذف شوند که به اصطلاح به آنها نرون غیرفعال می‌گویند. معیار گزینش و حذف مجموعه‌ای از نرون‌ها در یک لایه، درصد مجموع مربعات خطا (r_j^2) میان مقادیر خروجی واقعی (y_i) و خروجی نرون j ام (y_{ij}^*) است.

$$r_j^2 = \frac{\sum_{i=1}^{N}(y_i - y_{ij}^*)^2}{\sum_{i=1}^{N} y_i{}^2} \qquad (۲)$$

در رابطه بالا $j \in \{1,2,3,...,C_m^2\}$ است که در آن m تعداد نرون‌های گزینش شده در لایه قبلی است.

نگاشتی که بین متغیرهای ورودی و خروجی توسط این نوع از شبکه‌های عصبی برقرار می‌شود به صورت تابع غیر خطی ولترا[1] به صورت رابطه زیر است:

$$\hat{y} = a_0 + \sum_{i=1}^{m} a_i x_i + \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{m} a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{m}\sum_{k=1}^{m} a_{ijk} x_i x_j x_k + ... \qquad (۳)$$

[1]. Volterra

Archive of SID

www.SID.ir

ساختاری را که برای نرون‌ها در نظر گرفته شده، به‌صورت فرم خلاصه شده دو متغیره درجه دوم زیر است:

$$y_i = f(x_{ip}, x_{iq}) = a_0 + a_1 x_{ip} + a_2 x_{iq} + a_3 x_{ip} x_{iq} + a_4 x_{ip}^2 + a_5 x_{iq}^2 \quad (۴)$$

تابع f دارای شش ضریب مجهول است که به ازای تمام نمونه‌های دو متغیر وابسته به سیستم $\{(x_{ip}, x_{iq}), i = 1,2,...,N\}$، خروجی مطلوب $\{(y_i), i = 1,2,...,N\}$ را برآورد می‌کند. تابع f رابر اساس قاعده کمترین مربعات خطا پایه‌ریزی می‌کنیم.

$$Min \sum_{k=1}^{N} \left[(f(x_{ki}, x_{kj}) - y_i)^2 \right] \quad (۵)$$

براین اساس دستگاه معادله‌ای را که دارای شش مجهول و N معادله است حل می‌کنیم.

$$\begin{cases} a_0 + a_1 x_{1p} + a_2 x_{1q} + a_3 x_{1p} x_{1q} + a_4 x_{1p}^2 + a_5 x_{1q}^2 = y_1 \\ a_0 + a_1 x_{2p} + a_2 x_{2q} + a_3 x_{2p} x_{2q} + a_4 x_{2p}^2 + a_5 x_{2q}^2 = y_2 \\ \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \\ a_0 + a_1 x_{Np} + a_2 x_{Nq} + a_3 x_{Np} x_{Nq} + a_4 x_{Np}^2 + a_5 x_{Nq}^2 = y_N \end{cases}$$

دستگاه معادله بالا را می‌توان به شکل ماتریسی زیر نمایش داد:

$$Aa = Y \quad (۶)$$

Archive of SID

www.SID.ir

که در آن:

$$a = \{a_0, a_1, a_2, a_3, a_4, a_5\}^T \quad (۷)$$

$$Y = \{y_1, y_2, y_3, \ldots y_N\} \quad (۸)$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & x_{1p} & x_{2q} & x_{1p}x_{1q} & x_{1p}^2 & x_{1q}^2 \\ 1 & x_{2p} & x_{2q} & x_{2p}x_{2q} & x_{2p}^2 & x_{2q}^2 \\ : & : & : & :: & : & : \\ 1 & x_{NP} & x_{Nq} & x_{Np}x_{Nq} & x_{Np}^2 & x_{Nq}^2 \end{bmatrix} \quad (۹)$$

برای حل معادله لازم است که شبه معکوس ماتریس غیر مربعی **A** محاسبه شود.

یکی از مسائل مهم در شبکه‌های عصبی مصنوعی[1]، طراحی ساختار شبکه است. در این طراحی بایستی تعداد لایه‌ها و نیز ساختار نرونی، از قبیل تعداد وزنها و مقادیر اولیه آنها و همچنین تابع تحریک هر نرون به صورت مناسب انتخاب شوند، تا یک نگاشت مناسب و ایده‌آل میان داده‌های ورودی و خروجی برقرار شود.

مسئله طراحی شبکه‌های عصبی GMDH با مسائل عنوان شده در بالا متمایز است. در این نوع از طراحی، هدف، جلوگیری از رشد واگرایی شبکه و نیز مرتبط کردن شکل و ساختار شبکه به یک یا چند پارامتر عددی است؛ بگونه‌ای که با تغییر این پارامترها، ساختار شبکه‌ها نیز تغییر کند.

سایر استراتژیهای معاملاتی

علاوه بر مدل GMDH، سه مدل معیار[2] با اهداف مقایسه‌ای استفاده شده اند. نخستین مدل معیار «بخر و نگهدار (BH)»[3] است و فرض می‌کند که تمامی قراردادها با

[1]. Artificial Neural Network
[2]. Benchmark Models
[3]. Buy –and- Hold

Archive of SID
www.SID.ir

سررسید ماه جاری خریداری شده و در زمان سررسید، همه موقعیتها بسته شده و قراردادهای با سررسید ماه آینده خریداری می‌شوند. بنابراین در دوره رونق همواره در وضعیت خرید قرار خواهیم داشت.

دومین مدل معیار «تحلیل تکنیکی (TA)»[1] (برای میانگین بیست روزه) است که مدل سادهٔ میانگین متحرک مقطعی با یک انحراف استاندارد محسوب می‌شود. بر اساس این معیار، وضعیت فروش زمانی است که قیمت حداقل یک انحراف استاندارد پایین تر از میانگین متحرک بیست روزه باشد و وضعیت خرید موقعی آغاز می‌شود که قیمت از میانگین متحرک بیست روزه، یک انحراف استاندارد فراتر می‌رود. به دلیل توانایی درکسب سود طی دوره‌های مختلف بازار، مدل TA در بین تحلیلگران تکنیکی عمومیت بیشتری دارد.

سومین مدل معیار یک قاعدهٔ معامله ای ساده مبتنی بر مدل «گام تصادفی(RW)»[2] است؛ بدین ترتیب که اگر قیمت بسته شدن[3] امروز از روز قبل بیشتر باشد، معامله‌کننده وضعیت خرید و اگر کمتر باشد، وضعیت فروش را انتخاب می‌کند.

مدل BH یک معیار مناسب برای محاسبه عایدی در دوره رونق است. دلیل طرفداران این استراتژی آن است که تورم، کاهش ذخایر زیر زمینی و افزایش تقاضا برای ذخایر، منجر به افزایش پایدار و بلند مدت در قیمتهای نفت خواهد شد. کمپانی‌های نفتی با خرید یا اجاره و نگهداری ذخایر زیرزمینی از این استراتژی استفاده می‌کنند. به دلیل وجود هزینه‌های انبارداری و همچنین امکان سرمایه‌گذاری در دیگر فعالیتها، این استراتژی برای ذخایر روزمینی کاربرد ندارد. در مجموع سودهای اضافی بوجود آمده از این استراتژی ریسک نسبی آن را جبران می‌کند. در یک بازار کارا انتظار می‌رود که ریسک تعدیل شدهٔ سودهای اضافی که از سایر استراتژی‌ها بدست می‌آید، مشابه باشد.

مدل TA به عنوان یک معیار عمومی استفاده می‌شود؛ زیرا نمایندهٔ دستهٔ وسیعی از روشهای معامله‌ای تکنیکی بوده و نظیر مدل‌هایی بر مبنای قواعد استفاده از میانگین‌های متحرک قیمت روزانه است. میانگین‌های متحرک یکی از متداول‌ترین و در دسترس‌ترین

---

1. Technical Analysis
2. Random Walk
3. Closing Price

Archive of SID
www.SID.ir

ابزارها برای یک تحلیل‌گر تکنیکی بشمار می‌آید. آنها سری داده‌ها را هموار[1] می‌کنند و به این وسیله زمینه را برای پیگیری روندها در داده‌ها فراهم می‌کنند؛ عاملی که بطور خاص در بازارهای پر نوسان[2] سودمند است. همچنین به دلیل اینکه میانگین‌های متحرک نمادها و یا شاخصهای با وقفه‌ای هستند در دسته‌بندی شاخصهای دنبال‌کننده روند[3] قرار می‌گیرند.

میانگین‌های متحرک مورد استفاده معامله‌کنندگان انواع گوناگون دارند که برای مثال می‌توان به میانگین‌های متحرک ساده، وزنی، نمایی و هندسی اشاره کرد. یک میانگین متحرک ساده عبارت از حاصل جمع قیمتهای n روز گذشته تقسیم بر n است. اما قاعده تصمیم گیری با تمامی این ابزارها مشابه و شامل گرفتن تصمیم در زمانی است که میانگین متحرک کوتاه مدت میانگین بلندمدت را قطع می‌کند، برای مثال هنگامی که میانگین متحرک پنج روزه (کوتاه مدت) از پنجاه روزه (بلند مدت) بیشتر است، قاعده تصمیم‌گیری خرید و زمانی که میانگین ۵ روزه کمتر از پنجاه روزه است، قاعده تصمیم‌گیری فروش است. برای حداقل کردن اشتباه در آغاز معاملات و تعیین مسیر حرکت قیمت، برخی معامله‌کنندگان از یک محدوده[4] نه - معامله[5] یا نه- برگشت[6] در اطراف میانگین متحرک بلند مدت استفاده می‌کنند که به موجب آن یک معامله فقط موقعی آغاز می‌شود که میانگین کوتاه مدت خارج از محدوده مذکور واقع شده باشد.

اهمیت مدل RW از آن جهت است که پایه فرآیندهای خطی ایجادکنندهٔ دیتا مانند مدلهای AR، MA، ARMA و غیره است. براساس فرضیه گام تصادفی در دهه ۱۹۶۰ میلادی؛ فرض می‌شود که بهترین پیش‌بینی‌کنندهٔ عایدی فردا، عایدی امروز است.

در یک بازار کارا اطلاعات مربوط به قیمتهای گذشته نباید در تعیین تغییر قیمتهای آتی قابل استفاده باشد.[7]

---

1. Smooth
2. Volatile
3. Trend following indicators
4. Band
5. No- Trade
6. No-Reversal
7. William E. Shambora, and R. Rossiter, "Are There Exploitable Inefficiencies in the Futures Market for Oil", ***Journal of Energy Economics***, Vol.29, pp. 18-27.

Archive of SID
www.SID.ir

در این جا لازم است بر تفاوت بین «وابستگی آماری» و «وابستگی اقتصادی» در تغییرات قیمت تأکید کنیم. آزمونهای آماری در برخی موارد، وابستگیهای ضعیف در تغییرات قیمت را آشکار نموده است. از همین رو، نمی‌توان ادعا نمود که همه سری‌های زمانی تغییرات قیمت از نظر آماری فاقد خود همبستگی هستند. اما می‌توان گفت که سری‌های مزبور از نقطه نظر اقتصادی فاقد خود همبستگی هستند؛ زیرا سرمایه‌گذاران نمی‌توانند از وابستگی آماری کوچک موجود، برای کسب بازده اضافی بهره‌برداری کنند و بازده‌های اضافی ناخالص پدید آمده پس از کسر هزینه‌های کارگزاری، ناپدید می‌شوند.[1]

در تمامی مدل‌ها به جز TA ، معامله‌کننده همیشه یک موقعیت برای خرید یا فروش دارد که با توجه به قیمت بسته شدن روز بر پایه اطلاعات موجود تا آن لحظه تعیین می‌شود؛ همچنین فرض بر این است که هزینه‌های مبادله نیز وجود ندارد.

نتایج تجربی

هدف ما ساختن یک مدل شبکهٔ عصبی از نوع GMDH است که قواعد تحلیل تکنیکی را به عنوان ورودی مورد استفاده قرار می‌دهد. مزیت قواعد تحلیل تکنیکی در وجود الگوهای قابل بهره‌برداری درونی آنها است که می‌تواند به ارائه سیگنال‌های معامله‌ای سودآوری منتج شود. الگوها ممکن است با ابزارهای سنتی قابل شناسایی نباشند اما به وسیلهٔ قابلیت تشخیص الگوریتم شبکه های عصبی کشف شوند. گواه تجربی سودآوری، تأییدکنندهٔ این شیوه و دلیل بر ناکارایی بازار آتی نفت خام خواهد بود.

ما از میانگین متحرک مقطعی پنج و پنجاه روزه و تفاوت آنها با یک تا پنج وقفه، به عنوان متغیرهای ورودی استفاده می‌کنیم. میانگین‌های متحرک مقطعی و تفاضل آنها، به عنوان سیگنال‌های خرید و فروش برای سیستم‌های معامله‌ای که دنبال‌کنندهٔ روندها هستند، مورد استفاده واقع می‌شوند. از مقادیر پیش‌بینی برای استخراج علامت[2] استفاده می‌کنیم که این کار با استفاده الگوی فوق انجام می‌شود:

---

[1]. William E. Shambora
[2]. Signal Extracting

Archive of SID
www.SID.ir

$$\hat{S}_t = Log(\hat{P}_t) - Log(\hat{P}_{t-1})$$

که در آن $\hat{P}_t$, $\hat{P}_{t-1}$ به ترتیب عبارت از پیش‌بینی قیمت امروز و روز قبل است.
حال از مقادیر حاصل از رابطه بالا، بردار علایم $\hat{S}_t$ را به صورت زیر ایجاد می‌کنیم:

$$\hat{S} = \begin{cases} 1 & S > 0 \\ 0 & S = 0 \\ -1 & S < 0 \end{cases}$$

زمانی که $\hat{S}_t = 1$ باشد، وضعیت خرید[1] و وقتی $\hat{S}_t = -1$ است وضعیت فروش[2] خواهد بود.

برای بدست آوردن عایدی ناخالص(بدون علامت) باید از عایدیهای واقعی که به صورت رابطه زیر تعریف می‌شود، استفاده کنیم:

$$r_t = Log(P_t) - Log(P_{t-1})$$

که در آن P_t , P_{t-1} به ترتیب مقادیر حقیقی قیمت امروز و روز قبل است.
حال عایدیهای ناخالص روزانه را در بردار علائم $\hat{S}_t$ ضرب کرده و با هم جمع می‌کنیم. حاصل، عبارت از عایدی تجمعی برای دوره های مختلف بازار بوده که در رابطه زیر نشان داده شده است.

$$\hat{R} = \sum_{t=0}^{T} \hat{s}_t \, r_t$$

[1]. Long Position
[2]. Short Position

Archive of SID
www.SID.ir

که در آن $\hat{R}$ عایدی تجمعی هر دوره بوده که شامل مقادیر عایدی ناخالص(بدون علامت) و سیگنال قیمتی است. به عبارت بهتر، عایدی تجمعی بخشی از عایدی مطلق محسوب می‌شود که خطای پیش‌بینی در آن لحاظ شده است.

داده‌های قیمتی، قراردادهای آتی نفت خام NYMEX [1] هستند که از منبع EIA [2] گرفته شده اند. مشاهدات به صورت روزانه مربوط به قراردادهای آتی نفت بوده و بازه زمانی آنها از اول ژانویه (۲۰۰۳) تا آخر دسامبر (۲۰۰۷) است.

در این بخش ابتدا عایدیهای تجمعی را برای دوره های مختلف، طی دوره زمانی (۲۰۰۷-۲۰۰۳) بر اساس مدل‌های معیار و شبکه عصبی GMDH برآورد و مقایسه می‌کنیم. سپس نتایج بالا را با وارد کردن ریسک معاملاتی، بررسی کرده و فرضیه بازار کارا را با مقایسه نتایج عایدی معاملات همراه با ریسک آزمون می‌کنیم.

مقایسه عایدی مدل‌های معیار با شبکه عصبی GMDH

جدول زیر درصد عایدیها برای هر سه مدل معیار و شبکه عصبی، به تفکیک دوره‌های مختلف را نشان می‌دهد.

جدول ۱. عایدی مدل‌های معیار و شبکه عصبی GMDH به تفکیک دوره‌های مختلف (ارقام به درصد)

سال / مدل	2003	2004	2005	2006	2007	رونق	رکود	عایدی تجمعی
GMDH	0.6858	0.7629	0.4633	0.3955	0.6088	0.5614	0.2502	2.9163
BH	0.0414	0.2587	0.3710	-0.0456	0.5875	0.6511	-0.3727	1.2130
TA	0.4312	0.5738	-0.1855	0.2543	0.5514	0.4821	0.2298	1.6252
RW	-0.0373	-0.1711	-0.1122	-0.0373	-0.1952	-0.1823	-0.1370	-0.5532
T-bill	0.0103	0.0314	0.0302	0.0463	0.0664	0.0617	0.0243	0.1846

[1]. New York Mercantile Exchange
[2]. Energy Information Administration

Archive of SID
www.SID.ir

عایدی تجمعی بالای ۲۹۰٪ در یک دورهٔ پنج ساله مدل GMDH در مجموع عایدی بهتری را از دیگر مدل‌ها بدست می‌دهد. مدل‌های TA و BH با عایدیهای تجمعی به ترتیب، ۱۶۰٪ و۱۲۰٪ دوم و سوم هستند. در دورهٔ زمانی مشابه عایدی اوراق خزانه تنها ۱۸٪ است و مدل RW با ۵۵٪- عایدی بد ترین نتیجه را داشته است.

وقتی عایدیها را به صورت سالانه مقایسه کنیم، مدل‌های TA و BH و RW همگی حداقل یکسال زیان دارند. در حالیکه مدل GMDH در همهٔ سالها سودآور است. همچنین مقدار عایدی بدست آمده از این روش در تمام سالها، از دیگر مدل‌ها بیشتر است.

در حالیکه عملکردهای سالانه و تجمعی مدل GMDH تحسین برانگیزند، مقایسهٔ عملکرد نسبی مدل‌ها در دوره های رکود[1] و رونق[2] نیز مفید است. با استفاده از قیمتهای تاریخی، دورهٔ (۱۴ جولای ۲۰۰۶) تا (۲۲ ژانویه ۲۰۰۷) را به عنوان یک دوره رکود در بازار نفت در نظر گرفته ایم. در این دورهٔ زمانی، قیمتهای نفت از حدود ۷۷ دلار در هر بشکه به حدود ۵۰ دلار در هر بشکه کاهش می‌یابد. دورهٔ از ۲۲ ژانویه تا پایان سال ۲۰۰۷ را- که در آن افزایش قیمتها از ۵۰ دلار به ۹۶ دلار درهر بشکه دیده می‌شود- به عنوان دوره رونق انتخاب کرده‌ایم.

همانگونه که انتظار می‌رود مدل BH در دوره رونق با ۶۵٪ عایدی بسیار خوب عمل می‌کند. اما در دوره رکود با ۳۷٪ زیان عملکرد ضعیفی دارد. مدل TA در هر دو دوره عایدی مثبت و RW در هر دو دوره عایدی منفی دارد .

همچنین مدل GMDH در هر دو دوره بازار سودآور است . هر چند عایدیهای مدل GMDH در دورهٔ رونق نسبت به BH کمتر است و با کاهش کمتری که در عایدی دورهٔ رکود دارد، این کمبود را جبران می‌کند. در کل چرخهٔ بازار مدل GMDH بیش از ۸۰٪ عایدی دارد در حالیکه استراتژی BH، کمتر از ۳۰٪ عایدی دارد .

در مجموع مدل GMDH، در این سالها بهترین عایدی کلی را بدون هیچگونه ضرری همراه با عایدیهای خوب و مداوم درکل سیکل بازار دارد.

---

[1]. Bear Market
[2]. Bull Market

Archive of SID
www.SID.ir

مقایسه عایدیها مبتنی بر ریسک

از آنجایی که مقایسهٔ عایدیهای مدل‌های مختلف، صرفاً بر مبنای سودآوری ناقص است، بنابراین مقایسه این عایدیها نسبت به ریسکی که دارند مهم است. جدول (۲) تعدادی از ابزارهایی را که برای مقایسه اضافه شده است، ارائه می‌کند.

در جدول (۲) متوسط عایدیهای روزانه حاصل از استراتژی‌های معامله‌ای و اوراق خزانهٔ کوتاه مدت (همگی به درصد) برای پنج سال تحت آزمون نشان داده شده‌اند. تمام استراتژی‌های دیگر در مقابل ۰/۲۳ ٪ عایدی روزانه مدل GMDH مغلوبند. TA به عنوان نزدیک‌ترین رقیب، کمی بیش از نصف این عایدی را دارد. اوراق خزانهٔ کوتاه مدت، عایدی کمتر از ۰/۰۱٪ در هر روز دارد و RW با عایدی روزانه منفی آخر از همه قراردارد.

یک عامل کلیدی در مقایسه عایدیها، نوسان آنهاست. نوسان، اغلب با استفاده از انحراف استاندارد عایدیها اندازه‌گیری می‌شود. با توجه به جدول (۲) می‌توان مشاهده کرد که نوسان عایدیهای بدست آمده با استفاده از GMDH و TA، تقریباً مشابه و نسبت به سایر مدل‌ها بسیار بالاتر است. بنابراین هر چند عایدیهای GMDH، در مقایسه با مدل‌های دیگر بالاتر باشد، نوسان این عایدیها نیز بالاتر است.

اما یک آمارهٔ عمومی برای اندازه‌گیری نسبت ریسک/ دستاورد[1] ضریب تغییرات [CV] است که به صورت انحراف معیار تقسیم بر عایدی متوسط تعریف می‌شود. CV بالا نشانگر ریسک نسبی بالاست در حالیکه CV پایین نشان دهندهٔ ریسک پایین است. CV تقریباً ۱۲ برای استراتژی GMDH با T-bill بدون ریسک رقابت می‌کند که نشان‌دهندهٔ ریسک نسبی بسیار پایین همراه با استراتژی است. استراتژی‌های دیگر با ضرایبی در محدوده ۲۰٪-۱۷٪ ریسک نسبی بالاتری دارند.

[1]. Risk/Reward Ratio

Archive of SID
www.SID.ir

جدول ۲. عایدی مبتنی بر ریسک مدل‌های معیار و شبکه عصبی GMDH

معیار/ مدل	GMDH	BH	TA	RW	T-bill
متوسط عایدی روزانه (٪)	0.23	0.10	0.13	-0.04	0.01
انحراف معیار عایدی‌ها	0.0282	0.0189	0.0229	0.0092	0.0017
ضریب تغییرات	12.09	19.48	17.61	-20.82	11.51
نسبت شارپ	0.0775	0.0435	0.0503	-0.0641	------
آماره t (معنی داری ۵٪)	2.34	1.45	1.60	1.24	2.45
در صد صحت معاملات	64.4	52	63.2	47.7	------

روش عمومی دیگر در مقایسهٔ عایدیها نسبت به ریسک، نسبت شارپ[1] است که به صورت نسبت عایدی اضافی (عایدی سرمایه‌گذاری منهای عایدی بدون ریسک) تقسیم بر انحراف معیار تعریف می‌شود. در اینجا از نرخ بازدهی اوراق خزانه نود روزه به عنوان عایدی بدون ریسک استفاده می‌کنیم. نسبت شارپ برای عایدی GMDH حدود ۰/۰۸ و از مدل‌های دیگر بیشتر است. این موضوع نشانگر آن است که GMDH در مقایسه با استراتژی‌های دیگر نسبت به خطرش، عایدی بیشتری دارد.

در سطر پنجم جدول (۲) آمارهٔ t برای این فرضیه صفر که متوسط عایدی روزانه در کل دورهٔ پنج ساله برابر صفر است، ارائه شده و GMDH و T- bill تنها استراتژی‌هایی هستند که عایدیهای روزانهٔ آنها در سطح ۵٪ بطور معنی‌داری از صفر متفاوت می‌باشد.

استراتژی GMDH قادر است که به عایدی متوسط سالانه حدود ۵۸ ٪ دست یابد، با توجه به اینکه معاملات فقط در ۶۴٪ موارد صحیح هستند. در جدول (۲) درصد معاملات صحیح برای هر استراتژی ارائه شده است. در صد معاملات صحیح GMDH فقط کمی بیشتر از TA با ۶۳ ٪ است و دو استراتژی دیگر حدود نیمی از مواقع صحیح هستند. این مشاهده ما را به این نتیجه هدایت می‌کند که سودی که از معاملات صحیح عاید ما می‌شود، بیش از زیانی است که معاملات نا صحیح بدست می‌دهند. برای آزمون این مطلب، قواعد معامله را تا حدودی تغییر دادیم تا ببینیم آیا می‌توان درصد صحت معاملات را بهبود بخشید؟ قاعده بهبود یافته؛ از جمله معاملات فقط زمانی آغاز می‌شود که سود پیش‌بینی شده توسط

[1]. Sharpe Ratio

Archive of SID
www.SID.ir

مدل GMDH از درصد دلخواهی فراتر رود؛ به این معنی است که اگر هزینهٔ فرصت معامله بالا باشد، داد و ستد آغاز نمی‌شود.

هنگامی که پارامتر هزینهٔ فرصت در سطح ۰/۰۰۵٪ تنظیم می‌شود، مشاهده خواهد شد که در صد معاملات صحیح به ۷۶٪ افزایش می‌یابد، اما عایدی کل به ۲۳۶٪ کاهش می‌یابد. جدول ۳ شامل مقایسه‌های عایدیها و درصد صحت معاملات برای سه فیلتر هزینهٔ فرصت است. افزایش پارامتر بطور مداوم درصد صحت را افزوده و عایدی تجمعی را کاهش می‌دهد که به نظر می‌رسد بدین علت باشد که تعدادی از معاملاتی که از دور خارج می‌شوند، بیش از مقدار پیش‌بینی شده سودآور باشند.

جدول ۳. اثرعبور سیگنال های معامله ای GMDH از فیلتر هزینه فرصت

هزینه فرصت	در صد صحت معاملات	عایدی تجمعی
0.005%	76.58	2.3619
0.010%	78.81	1.2993
0.015%	82.64	1.2565

در یک جمع‌بندی کلی پی می‌بریم که GMDH بردیگر استراتژی‌های معامله‌ای آزمون شده غالب است. نسبت ریسک /دستاورد برای GMDH شبیه T-bill است. در واقع GMDH و T- bill تنها استراتژی های با عایدیهای معنادار هستند.

نتیجه‌گیری

تئوری بازار کارا ادعا می‌کند که قیمتهای جاری بیانگر استفاده کارا از تمامی اطلاعات قابل دسترس است. علاوه بر این، تغییرات قیمتی مستقل از یکدیگرند و به صورت تصادفی حرکت می‌کنند. بنابراین در یک بازار کارا، داده‌های تاریخی قیمت به دلیل اینکه می‌باید قبلاً در قیمتهای جاری منعکس شده باشند، در پیش بینی تغییرات آتی قیمتها فاقد ارزش

Archive of SID
www.SID.ir

هستند. پس با هیچ روش پیش بینی نمی توان به صورت نظام‌مند قیمتها را درست پیش‌بینی کرد و به ازای یک ریسک معین، عایدی بیشتر از عایدی متوسط بازار بدست آورد.

از سویی، تحلیلگران تکنیکی معتقدند که قیمتهای بازار به صورت مسیرها و روندهای مشخصی حرکت کرده که این روندها در برابر تغییرات ناگهانی قیمت، مقاومت می‌کنند. علاوه بر این، روندها تکرار می‌شوند؛ یعنی می‌توان الگوهای مشخصی را در فاصله‌های زمانی مختلف در نمودارها یافت که در حال تکرار شدن هستند. پس از نظر این تحلیلگران می‌توان در قیمتهای گذشته روند ها را شناسایی کرد و از آن برای پیش‌بینی مقادیر آتی و کسب عایدیهای اضافی بهره برد.

ما برای آزمون فرضیه بازار کارا، بازار آتی نفت خام در بورس نیویورک را در نظر گرفتیم. با توجه به اینکه در ایالات متحده، اخبار و اطلاعات از طریق تجهیزات ارتباطی پیشرفته به صورت تقریباً آنی در بین سرمایه‌گذاران انتشار می‌یابد و تعداد سرمایه‌گذاران بسیار زیاد بوده و دستیابی به اخبار و اطلاعات بدون هزینه است، همچنین اطلاعات به صورت تصادفی و مستقل از یکدیگر تولید می‌شوند، می‌توان انتظار داشت که این بازار کارا باشد. بنابر این با توجه به اینکه این بازار یک بازی با مجموع صفر است، نباید با استفاده از پیش‌بینی قیمتهای آتی در یک دوره زمانی بلندمدت بتوانیم به عایدی بیشتر از صفر دست یابیم.

با توجه به اینکه الگوهای قیمتی اغلب غیرخطی هستند، نمی‌توان به سادگی با استفاده از مدل‌های سنتی و متداول خطی بدانها پی برد. بنابر این نیازمند مدل‌های غیرخطی هستیم. از جمله مدل‌های غیرخطی که کاربرد بسیار زیادی در زمینه پیش بینی قیمت در بازار های مالی یافته‌اند، مدل‌های شبکه عصبی هستند که انواع مختلف دارند.

در این رساله ما از یک شبکه عصبی GMDH، برای پیش بینی قیمت در بازار آتی نفت خام استفاده کردیم. ما شبکه را با استفاده از قواعد تحلیل تکنیکی مقطعی به عنوان ورودی آموزش دادیم و نتایج بدست آمده را با استراتژی خرید و نگهداری؛ استراتژی معامله‌ای تکنیکی سنتی؛ و یک قاعده ساده مبتنی بر مدل سیر تصادفی و عایدی اوراق خزانهٔ کوتاه‌مدت مقایسه کردیم. عایدیهای تجمعی، سالانه، عایدیها در یک دوره بازار و نسبتهای شارپ همگی در مدل GMDH مطلوبند و نتایج، تفاوت قابل ملاحظه‌ای با سایر مدل‌ها

Archive of SID
www.SID.ir

دارند. در مجموع به نظر می‌رسد عایدیهای روزانه که از مدل GMDH حاصل می‌شود، بطور معناداری از صفر متفاوت است، در حالیکه عایدیهای دیگر مدل‌ها اینگونه نیست. تمامی اینها نشان می‌دهد که بازار آتی نفت طبق فرضیه فاما کارا نیست.

البته باید در تفسیر نتایج بدست آمده جانب احتیاط را رعایت کرد. هزینه‌های معامله و لغزشهای قیمتی[1] ممکن است عایدیهای بدست آمده در معاملات واقعی را به مقدار قابل توجهی از آنچه که ما در این مدل‌ها به آنها رسیدیم، کاهش دهند..

[1]. Slippage

Archive of SID
www.SID.ir

پی‌نوشتها:

۱. درخشان، مسعود. ***مشتقات و مدیریت ریسک در بازارهای نفت***. تهران، مؤسسه مطالعات انرژی، (۱۳۸۳).

1. Ivakhnenko, A.G. "The Group Method of Data handling; a Rival of the Method of Stochastic Approximation"., ***Soviet Automatic Control***, 13(3), (1968): 43-55.

2. Muller, J. A. and Ivakhnenko, G.A. "Recent Developments of Self-Organizing Modeling in Prediction and Analysis of Stock Market"., Available in URL Address: http://www.inf.kiev.ua/GMDHhome/articles/, 1996.

3. Lemke, F. and Muller, J. A. "Self-Organizing Modeling in Financial Risk Control"., Proceedings of the 15th IMACS World Congress on Scientific Computation, ***Modeling and Applied Mathematics***, Vol. 6, (Application on Modeling and Simulation), (1997).

4. Pandya, A. S., Kondo, T., Shah, T. U. and Gandhi, V. R. "Prediction of Stock Market Characteristics Uses Neural Networks"., ***in Proceedings of the SPIE***. The International Society for Optical Engineering, Vol.3722, (1999): 189-197,.

5. Ivakhnenko, G., Ivakhnenko, G. A. "Problems of Further Development of the Group Method of Data Handling Algorithms"., ***Part I, Pattern Recognition and Image Analysis***, Vol. 10, No. 2, (2000): 187–194.

6. Ivakhnenko, G. "Problems of Further Development of the Group Method of Data Handling Algorithms"., ***Pattern Recognition and Image Analysis***, (2000).

7. Anastasakis, L. and Mort, N. "The Development of Self-Organization Techniques in Modeling: A Review of The Group Method of Data Handling (GMDH)"., ***Department of Automatic Control & Systems Engineering The University of Sheffield, Mappin St, Sheffield***, No. 813,(2001).

8. Oha, S. K. and Pedrycz, W. "The Design of Self-Organizing Polynomial Neural Networks"., ***Information Sciences***, 141, (2002): 237-258.

9. Fang Chen, Jiuping Xu. "Factor Analysis for Well-Off Construction Based on GMDH"., ***World Journal of Modeling and Simulation***, Vol. 2, No. 4, (2006): 213-221.

10. Sanchez E., Shiba T. and L. A. Zadeh. "Genetic Algorithm and Fuzzy Logic System"., ***Word Sciencem***, (1997).

Archive of SID

www.SID.ir

11. Sganbira, William E. and Rossiter, R. "Are There Exploitable Inefficiencies in the Futures Market for Oil?", Journal of Energy Economics, Vol. 29, (2007): 18-27.

12. Vasechkina, E.F. and Yarin, V.D. "Evolving Polynomial Neural Network by Means of Genetic Algorithms: Some Application Examples". ***Complexity International***, Vol. 9, (2001).

13. Nariman-Zadeh, N., Darvizeh, A. and Ahmad-Zadeh, G. R. "Hybrid Genetic Design of GMDH-Type Neural Networks Using Singular Value Decomposition for Modeling and Prediction of the Explosive Cutting Process"., ***Journal of Engineering Manufacture Proceedings of the I MECH E Part B***, Vol. 217, (2003): 779-790.

14. Nariman-zadeh, N., Darvizeh, A., Darvizeh, M. and Gharababaei, H. "Modeling of Explosive Cutting Process of Plates Using GMDH-type Neural Network and Singular Value Decomposition"., ***Journal of Materials Processing Technology***, Vol. 128, No. 1-3, (2002).

15. Amanifard, N., Nariman-Zadeh, N. , Borji, M., Khalkhali, A. and Habibdoust, A. "Modelling and Pareto Optimization of Heat Transfer and Flow Coefficients in Microchannels Using GMDH Type Neural Networks and Genetic Algorithms"., ***Energy Conversion and Management***, Vol. 49, Issue 2, (February 2008): 311-325.

16. Atashkari, K., Nariman-Zadeh, N., Gölcü, M., Khalkhali, A. and Jamali, A. "Modelling and Multi-Objective Optimization of a Variable Valve-Timing Spark-Ignition Engine Using Polynomial Neural Networks and Evolutionary Algorithms"., ***Energy Conversion and Management***, Vol. 48, Issue 3, (March 2007): 1029-1041.

17. Water, P. R., Wibier, S., Kerckhoffs, E. J. H. and Koppelaar, H. "GMDH-Based Stock Price Prediction"., ***Neural Network World***, Vol.7, No.4-5, (1997): 552-563.

18. Ashenwald, Janette, Fink, Stefan, Tappeiner, Gottfried. "Brave New Modeling: Cellular Automata and Artificial Neural Networks for Mastering Complexity in Economics"., ***Complexity***, 7 (1), (2002).

19. Brock, W.A. Lakonishok, J. and LeBaron, B. "Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns"., ***Journal of Finance***, 47, (1992): 1731-1764.

20. Campbell, John, Lo, Andrew, MacKinlay, A. Craig. ***The Econometrics of Financial Markets***. Princeton University Press, Princeton, N. J., 1997.

Archive of SID
www.SID.ir

21. DeBondt,Werner, Thaler, "Richard. Does the Stock Market Overreact?"., ***Journal of Finance***, 40(3), (1985): 793-805.

22. Fama ,Eugene. "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work"., ***Journal of Finance***, 25, (1970): 383-417.

23. Fernandez-Rodriquez, Fernando, Gonzalez-Martel, Christian, Sosvilla-Rivero, Simon. "On the Profitability of Technical Trading Rules Based on Artificial Neural Networks: Evidence From the Madrid Stock Market"., ***Economics Letters***, 69 (1), (2000): 89-94.

24. Fleming, Jeff, Ostdiek, Barbara. "The Impact of Energy Derivatives on the Crude Oil Market"., ***Energy Economics***, 21 (2), (1999): 135-167.

25. Franses, Philip Hans, Van Griensven, Kasper. "Forecasting Exchange Rates Using Neural Networks for Technical Trading Rules"., ***Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics***, 2 (4), (1997): 108-114.

26. Gencay, Ramazan. "Non-Linear Prediction of Security Returns with Moving Average Rules"., ***Journal of Forecasting***, 15 (3), (1996): 165-174.

27. Gencay, Ramazan. "The Predictability of Security Returns with Simple Technical Trading Rules"., ***Journal of Empirical Finance***, 5 (4), (1998): 347-359.

28. Gencay, Ramazan. "Optimization of Technical Trading Strategies and the Profitability in Security Markets"., ***Economics Letters***, 59 (2), (1998).

29. Gencay, Ramazan. "Linear, Non-Linear and Essential Foreign Exchange Rate Prediction with Simple Technical Trading Rules"., ***Journal of International Economics***, 47 (1), (1999): 91-107.

30. Gencay, Ramazan, Stengos, Thanasis. "Moving Average Rules, Volume and the Predictability of Security Returns with Feedforward Networks"., ***Journal of Forecasting***, 17 (5–6), (1998): 401-414.

31. Gencay, Ramazan, Selcuk, Faruk, Whitcher, Brandon. ***An Introduction to Wavelets and Other Filtering Methods in Finance and Economics***. Academic Press, San Diego, CA., 2002.

32. Gulen, S. Gurcan. "Efficiency in the Crude Oil Futures Market"., ***Journal of Energy Finance & Development***, 3 (1), (1998): 13-21.

Archive of SID
www.SID.ir

33. Neftci, S. N. "Naïve Trading Rules in Financial Markets and Wiener-Kolmogorov Prediction Theory: A Study of Technical Analysis"., ***Journal of Business***, 64, (1991): 549-571.

34. Sanders, Dwight, R., Boris, Keith, Manfredo Mark. "Hedgers, Funds, and Small Speculators in the Energy Futures Markets: an Analysis of the CFTC's Commitments of Traders Reports"., ***Energy Economics***, 26 (3), (2004): 425-445.

35. Shleifer, Andrei. ***Inefficient Markets: An Introduction to Behavioral Finance***. Clarendon Lectures, Oxford University Press, 2000.

36. Shleifer, Andrei, Vishny, Robert. "The Limits of Arbitrage"., ***Journal of Finance***, 52 (1), (1997): 35-55.

37. Swanson, N., White, H. "A Model-Selection Approach to Assessing the Information in Term Structure Using Linear Models and Artificial Neural Networks"., ***Journal of Business & Economic Statistics***, 13, (1995): 265-275.

38. Trippi, Robert R., Turban, Efraim (Eds.). ***Neural Networks in Finance and Investing. Using Artificial Intelligence to Improve Real-world Performance***. Irwin Professional Publishing Co., Burr Ridge IL., 1996.

Archive of SID

www.SID.ir