

به نام خدا

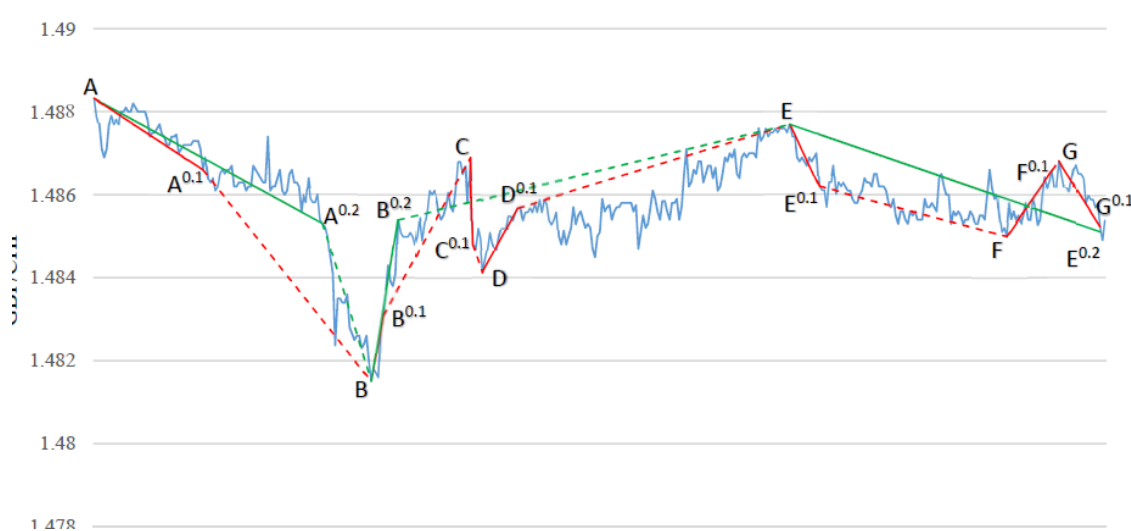
810195429 محمدرضا عرب زاده

	Predicting the Direction of Stock Market	A hybrid method for crude oil price direction forecasting	SYSS-forecasting-classification	Forecasting directional changes in the fx markets	نام مقاله
	ANN-Genetic	DTW-Genetic	XGBoost	DC-j48	مدل مورد استفاده
	OBV-MA5-BIAS6-PSY12-ASY1,2,3,4,5	price	RSI-MACD-OBV-ORC-WILLIAM R-Stochastic-price	price	ادیکاتور های مورد استفاده
	0-1 Normalizing	none	Smooth data $\alpha s + (1-\alpha)s$	none	پیش پردازش
	تعداد پیشبینی درست کندل نزولی و یا صعودی در آینده	تعداد پیشبینی درست کندل نزولی و یا صعودی در آینده	تعداد پیشبینی درست کندل نزولی و یا صعودی در آینده	تعداد پیشبینی درست کندل نزولی و یا صعودی در آینده	نحوه محاسبه دقت
	81%	71%	92%	82%	دقت بدست آمده
	NIKKEI 225	Brent WTI	Bourse	forex	بازار مورد بررسی
	2007 تا 2013	1986 تا 2018	2008/9/1 تا 2013/8/11	2013/1/1 تا 2015/7/31	بازه زمانی داده های ورودی
	78-22	82-18	80-20	80-20	نسبت داده های train به داده های تست
	روزانه	روزانه-هفتگی	روزانه	دقیقه ای	تایم فریم

		Stock price prediction using LSTM, RNN CNN-	DRNN-ARIMA Approach	Stock prediction using deep learning	نام مقاله
		LSTM-RNN CNN	DRNN-ARIMA	RBFNN-DNN	مدل مورد استفاده
		HLOC	EMA-WilliamR RSI	MA5,10,20 BIAS5,10-BU-BL K%D%	ادیکاتور های مورد استفاده
		0-1 Normalizing	MAX-MIN Normalizing	MAX-MIN Normalizing	پیش پردازش
		Error Percentage	MSE	Hit rate RMSE	نحوه محاسبه دقت
		5%	$8.7 * 10^{-8}$	68% - .01	دقت بدست آمده
		NSE	FOREX	NASDAQ	بازار مورد بررسی
		2014 تا 2015	2013 تا 2017	2004 تا 2015	بازه زمانی داده های ورودی
		Null	75-25	75-25	نسبت داده های train به داده های تست
		دقیقه	روزانه	روزانه	تایم فریم

-1 Forecasting directional changes in the fx markets

در این مقاله با تغییر روند اقدام به پیشبینی زمانی برگشت قیمت از روند فعلی آن با استفاده از الگوریتم 48 می کند.



در شکل بالا حدفاصل نقاط A و A.2 دارای روند با درصد نزول 2.2 میباشند و در نقطه A.2 اصطلاحاً over shooting رخ داده و شیب روند شدت بیشتری یافته است. نقطه B برای هر دو مقدار 0.1, 0.2 $\theta =$ نقطه پایانی می باشد و هدف پیشبینی نقاطی همانند B می باشد که در دو روند مشترک هستند و بعد از آن قیمت بازگشت خواهد داشت. برای این کار متغیرهای زیر تعریف شده اند:

$$PDCC^* = P_{EXT} * (1 - \theta) \text{ if uptrends}$$

$$PDCC^* = P_{EXT} * (1 + \theta) \text{ if downtrends}$$

که در آن θ برابر مقدار شیب مورد نظر می باشد. همچنین برای پیشبینی نیاز به محاسبه BB_{θ} می باشد که این مقدار برابر است با True اگر نقطه ای مانند A هم برای S_{θ} و هم برای B_{θ} نقطه انتهایی باشد در غیر این صورت برابر False است. S_{θ} و B_{θ} دو مقدار حدی مختلف می باشند که B_{θ} از S_{θ} بزرگ تر است. برای اینکه مشخص شود آیا نقطه ای BB_{θ} می باشد باید فرمول زیر را محاسبه نمود:

$$OSV = (EP_{S_{\theta}}, B_{\theta}) = ((P_{S_{\theta}} - PDCC^*_{B_{\theta}}) / PDCC^*_{B_{\theta}}) / B_{\theta}$$

که از فرومول گفته شده در الگوریتم J48 برای طبقه بندی استفاده می شود. نتایج بدست آمده برای مقادیر مختلف S_THETA و B_THETA طبق جدول زیر می باشد:

Currency Pair	STheta (%)	BTheta (%)	α	Training Period	Out-of-sample Testing Period	Type of Trend	Accuracy of our approach
EUR/CHF	0.10	0.13	0.63	From 1/1/2013 to 30/6/2015	From 1/7/2015 to 31/7/2015	Uptrends	0.814
						Downtrends	0.820
GBP/CHF	0.20	0.25	0.65	From 1/1/2013 to 30/4/2015	From 1/5/2015 to 31/7/2015	Uptrends	0.803
						Downtrends	0.818
USD/JPY	0.30	0.35	0.76	From 1/1/2013 to 31/12/2014	From 1/1/2015 to 31/7/2015	Uptrends	0.831
						Downtrends	0.846

2- مقاله SYSS-forecasting-classification

در این مقاله با استفاده از درخت XGBoost اقدام به پیشبینی قیمت در بازار های مالی در آینده کرده است. برای این کار از اندیکاتور های RSI, OBV, Stockastic, William R, MACD و PRC به عنوان ورودی علاوه بر قیمت های باز و بسته شدن استفاده نموده است. برای این کار در ابتدا قیمت را با استفاده از فرمول $S = \alpha s + (1-\alpha)s$ اصطلاحا Smooth کرده و سپس اندیکاتور های گفته شده را بر روی آن محاسبه نموده است. برای این کار از $\alpha=0.8$ استفاده شده است. سپس این مقادیر به XGBoost داده شده است و با استفاده از تابع خطای MSE اقدام به train کردن درخت کرده است. نتایج بدست آمده در جدول زیر برای ارزش سهام شرکت apple آمده است:

Results				
Days	accuracy	precision	recall	specificity
60	0.879918	0.773997	0.856182	0.890330
90	0.897095	0.756569	0.888198	0.901730

همانطور که مشخص است دقت بدست آمده بسیار بالا بوده و این دقت حتی برای شرکتی مانند Yahoo به مقدار 95 درصد نیز می رسد.

3- مقاله A hybrid method for crude oil price direction forecasting usin multiple timeframes dynamic time wrapping and henetic algorithm

در این مقاله سعی شده با استفاده از تایم فریم های متفاوت، شباهت های روند های موجود در آنها را با استفاده از الگوریتم DTW پیدا کرده و سپس با استفاده از الگوریتم ژنتیک بهترین ضرایب را برای پیشبینی قیمت به دست آورد. در این مسیر ابتدا k تا از شبیه ترین دنباله ها در نمودار روزانه و هفتگی را پیدا کرده و به ترتیب DS و WS می نامیم. سپس مقادیر زیر را محاسبه می کنیم:

$$DR_i = \frac{DP_{t+5}^i - DP_t^i}{DP_t^i}$$

$$WR_i = \frac{WP_{t+1}^i - WP_t^i}{WP_t^i}$$

$$X_d = \sum_{i=1}^{c_1} DR_i / C_1, 0 < C_1 \leq k$$

$$X_w = \sum_{i=1}^{c_2} WP_i / C_2, 0 < C_2 \leq k$$

$$PR_n = (W_1 \times X_d + W_2 \times X_w) / 2, \quad with \quad \begin{cases} 0 < W_1 < 1 \\ 0 < W_2 < 1 \\ W_1 + W_2 = 1 \end{cases}$$

که در آن DP_t^i برابر نقطه t ام از i امین دنباله شبیه به هم در تایم فریم روزانه می باشد. برای WP_t^i نیز همینطور. سپس می بایست ضرایب W_1 و W_2 را محاسبه کرد. برای این کار از الگوریتم ژنتیک استفاده می شود. در این راستا کروموزم های مورد استفاده برابر شکل زیر خواهند بود:

DW 3bit	WW 3bit	W_1 6bit	W_2 6bit	LT 5bit	ST 5bit
------------	------------	---------------	---------------	------------	------------

که در آن DW و WW برابر تعداد دنباله های شبیه به هم روزانه و هفتگی، W_1 و W_2 ضرایب مد نظر و LT و ST برابر حداقل حد کاهش و افزایش می باشد.

با استفاده از روش گفته شده دقت به دست آمده برای پیشبینی قیمت نفت برابر 72٪ می باشد.

4- مقاله Index Movement Using an Predicting the Direction of Stock Market

Artificial Neural Network Model Optimized

در این مقاله سعی شده از با استفاده از الگوریتم ژنتیک مقدار های اولیه ضرایب و بایاس در شبکه عصبی (ANN) را طوری مقدار دهی کرد که شبکه در زمان یادگیری در نقاط ماکزیمم محلی گیر نکند. همچنین برای پیشبینی قیمت از اشاره گر های OBV, MA5, BIAS6, PSY12 و ASY1,2,3,4,5 استفاده شده است. برای این کار تمام ضرایب و بایاس های شبکه در یک لیست به عنوان کروموزم قرار می گیرد و تعداد 100 کروموزم به صورت رندوم ایجاد می کنیم. سپس به ازای هر کدام از کروموزم ها شبکه را یک مرحله train کرده و الگوریتم BP را بر روی آن اجرا میکنیم. سپس کروموزوم ها را براساس مقدار خطا MSE مرتب کرده و عملیات مربوط به الگوریتم ژنتیک را ادامه می دهیم. برای اینکار ضرایب در نظر گرفته شده برای الگوریتم ژنتیک $cross_rate = 0.7$ و $\mu = 0.2$. همچنین پارامتر های شبکه ANN برابر $n=10$ (تعداد نورون در لایه مخفی شبکه) و $ep=3000$ و $mc = 0.4$ و $lr = 0.1$ قرار می دهیم و یادگیری را براساس قیمت ها در تایم فریم روزانه انجام می دهیم. دقت بدست آمده در این روش برای بازار Nikkei 225 برابر 81٪ می باشد.

5- مقاله DRNN-ARIMA Approach to Short-term Trend Forecasting in Forex Market

در این مقاله سعی شده است با استفاده از یادگیری عمیق بازگشتی و همچنین ARIMA به پیشبینی قیمت بپردازد. برای این کار ابتدا قیمت با سیستم MIN-MAX Normalizing نرمال شده و سپس اندیکاتورهای EMA, William R, RSI محاسبه شده و از آنها استفاده شده است. این 7 ورودی به DRNN داده شده و خروجی آن به همراه همان 7 ورودی به ARIMA داده می شود. خروجی DRNN به عنوان قیمت در آینده در نظر گرفته می شود و خروجی ARIMA به عنوان تفاوت مقدار پیشبینی و مقدار حقیقی با خروجی DRNN جمع می شود تا دقت پیشبینی افزایش پیدا کند. برای DRNN از 3 لایه مخفی، تابع فعال سازی ReLU و 10 BATCH_SIZE استفاده شده است. تست مدل بر روی بازار Forex و زوج ارز USD/EUR انجام شده است.

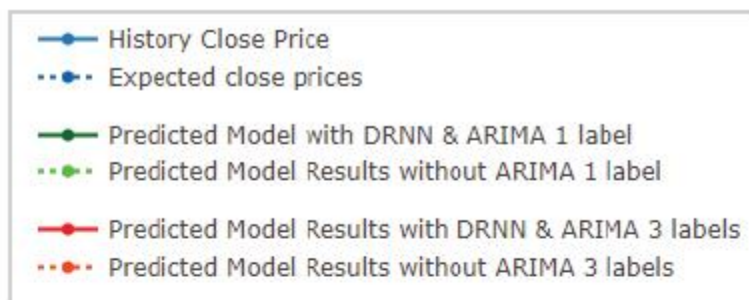
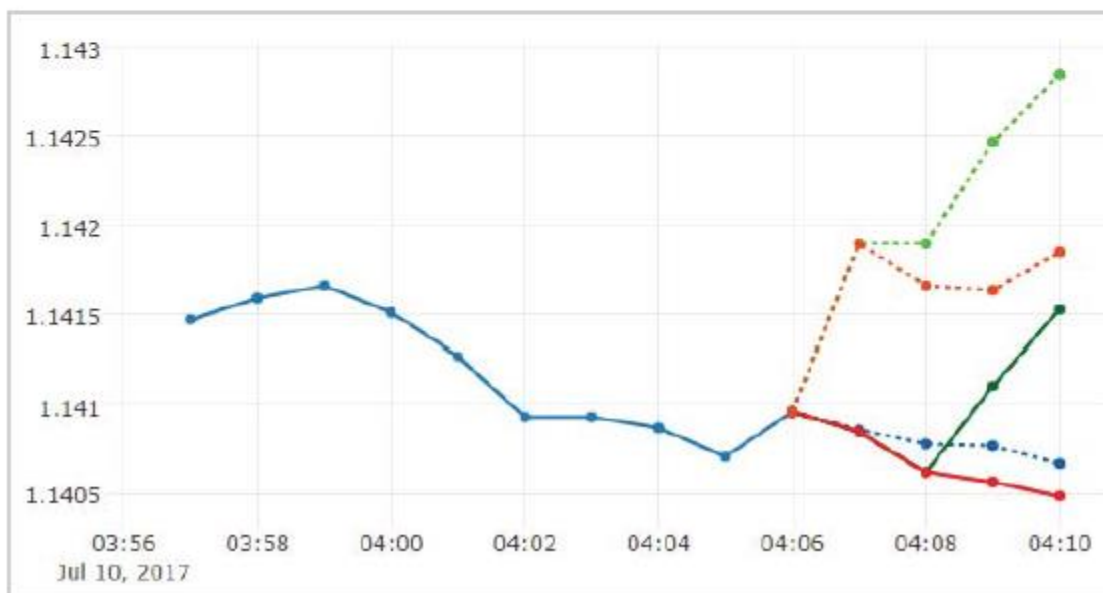


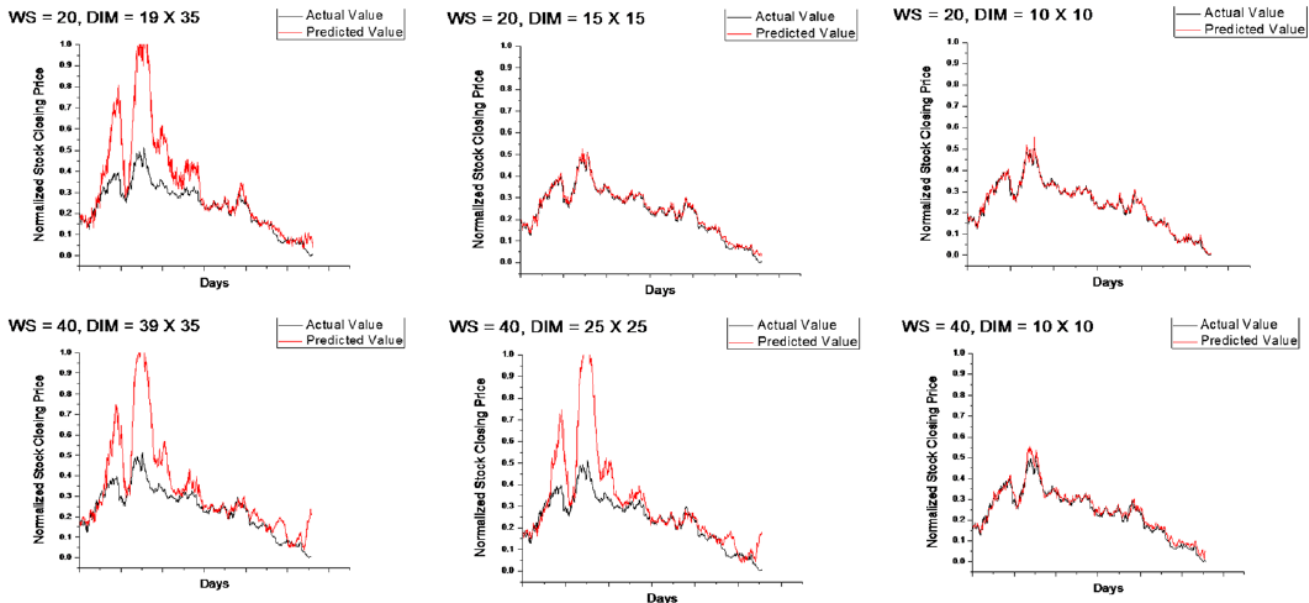
Figure 3: Legend



در این نمودار می توان تفاوت استفاده از روش پیشنهادی با روش پیشبینی تنها بر اساس DRNN را مشاهده نمود.

6- مقاله Stock prediction using deep learning

در این مقاله سعی شده است با استفاده همزمان از یادگیری عمیق و روش RBFNN به پیشبینی قیمت بپردازد. برای این کار ابتدا داده ها با استفاده از روش MIN-MAX Normalizing نرمال شده و سپس 36 اندیکاتور از جمله MA5,10-ROC-TR-MAM6,12-EMA و ... محاسبه شده و استفاده می شود. برای این کار ابتدا داده ها که لیست 40 عنصری هستند به RBFNN با سایز های متفاوت داده شده و خروجی آن به DNN داده می شود. با توجه به آزمایش های انجام شده بهترین سایز برای RBFNN برابر 10×10 و اندازه پنجره برای DNN 20 می باشد. با توجه به روش گفته شده خطای RMSE بدست آمده برابر 0.01 بوده و HITRATE آن برابر 68٪ می باشد. در زیر می توان مقایسه قیمت اصلی و قیمت پیشبینی شده توسط سیستم ما را مشاهده نمود:



7- مقاله Stock price prediction using LSTM, RNN and CNN-sliding window model

در مقاله سعی شده است نتایج RNN و LSTM و CNN با یکدیگر مقایسه شود. برای این کار داده ها بین 0 و 1 نرمال شده و از تایم فریم دقیقه ای برای پیش بینی استفاده شده است به این صورت که به ازای 90 دقیقه سعی شده قیمت در 10 دقیقه آینده محاسبه شود. مبنای مقایسه در این مدل درصد خطا می باشد که به صورت زیر محاسبه می شود:

$$\frac{abs \left[X_{real}^i - X_{predicted}^i \right]}{X_{real}^i} \times 100$$

با توجه به آزمایشات انجام شده بهترین نتیجه برای CNN بدست می آید به این صورت که در روندهای که قیمت به صورت ناگهانی تغییر می کند LSTM و RNN نمیتوانند به خوبی با تغییر خود را سازگار کرده و پیشبینی درست ارائه دهند اما CNN می تواند اینگونه تغییرات را بخوبی در خود حل کند. نمودار نتایج در زیر آمده است:

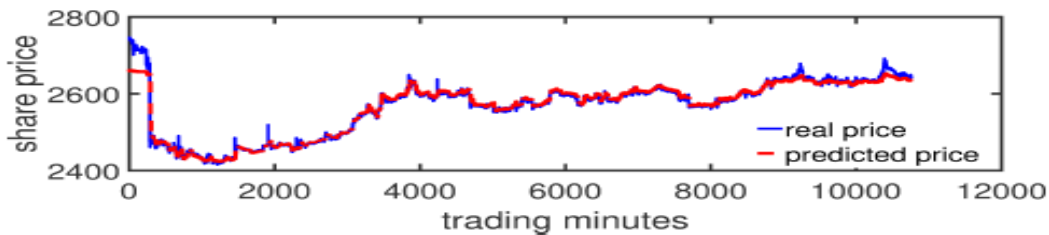


Fig. 5: Plot for Real value vs Predicted value for TCS using RNN

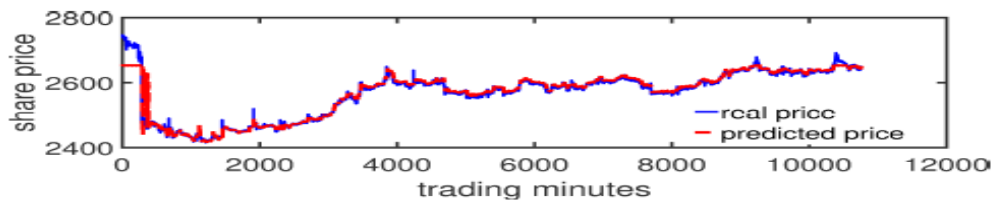


Fig. 6: Plot for Real value vs Predicted value for TCS using LSTM

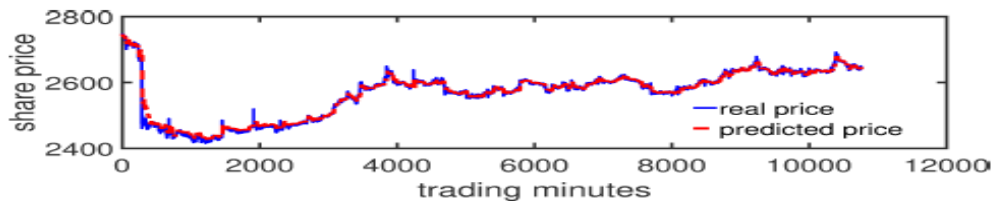


Fig. 7: Plot for Real value vs Predicted value for TCS using CNN

دقت بدست آمده بر اساس روش گفته شده در CNN برابر 5٪ می باشد که این مقدار برای LSTM و RNN به ترتیب برابر 5.5٪ و 6٪ می باشد.