# Experimentation

本研究總共有3個實驗，實驗一為雙目標的預測，使用的目標為2000年台灣股票加權指數 (The Taiwan stock exchange capitalization weighted stock index, TAIEX)以及恆生指數 (Hang Seng index, HSI)；實驗二為四目標的預測，檢驗模型透過複數型態的歸屬程度可行性，使用複數輸出預測四個目標，第一組輸出實數部分負責第一個目標，虛數部分負責第二個目標；第二組輸出實數部分負責第三個目標，虛數部分負責第四個目標，同時預測TAIEX道瓊工業指數 (Dow Jones industrial average index, DJI)、納斯達克 (National association of securities dealers automated quotation, NASDAQ)以及標準普爾500 (Standard and Poor’s 500, S&P 500)。實驗三也是四個目標的預測，使用到兩組複數型態的輸出，其中包含了蘋果、IBM、DELL和微軟的股票收盤價。第三個實驗為四個有名的科技公司，除此之外，其餘實驗為非常著名的股票指標，其中，TAIEX為台灣上市的股票中經過加權計算出的指標，代表著台灣上市股票的波動；HSI是以反映香港股市行情的重要指標，指數由五十隻恆指成份股的市值所計算；DJI涵蓋著財務等9大產業，為一股價加權指標；NASDAQ為超過三千檔股票所組合成的市值加權指標，大多以科技產業為例；S&P500為美國前500大公司的市值加權，當中包含IT等11個產業。這些指標代表著一個國家甚至全球股票的趨勢，故能精準預測可為投資者帶來不少的幫助。

為了與其他文獻方法比較，我們將透過誤差指標對模型評估以及計算模擬投資後的利潤。成本函數 (Cost function)與評估指標皆使用均方根誤差(Root mean square error, RMSE)，公式如下。

|  |  |
| --- | --- |
| , |  |
| , |  |

，為資料總筆數；為模型第筆資料的誤差向量;為第筆目標向量；為第筆模型輸出向量；為埃爾米特共軛(Hermitian transpose)，意即轉置矩陣後，並對矩陣元素做共軛運算。

在結構學習部分，本研究中所有實驗的規則數，意即第2層神經元數目上限皆設定為15，下限皆設定為4，故模型第2層神經元個數會介於4~15之間。

在模擬投資方面，所有實驗的買賣策略門檻參數會介於0至0.1之間，因為門檻參數代表著股票的波動，而台灣股票的漲跌幅為10%，因此會從此區間中挑選出最佳的，從0開始每次以0.001增加，直至0.1，所有實驗會透過訓練資料找出利潤最佳的門檻參數，並透過測試資料計算利潤，若訓練階段利潤為0，則測試資料利潤設為0，亦即不參與投資。

## Example 1—Doublee Time Series of Daily Taiwan Stock Exchange Capitalization Weighted Stock Index

在這個範例中，我們也是對現實世界的時間序列資料來驗證模型的效能，四個目標使用的資料為TAIEX和HSI，每年的收盤價。本論文對2002年的收盤價預測並與其他文獻方法比較效能，資料總共248筆，每年的前十個月的資料當作訓練資料，剩餘的當作測試資料。訓練資料會萃取出各30個特徵，共60個特徵，每個特徵資料為205筆，特徵排序為TAIEX、HSI。本篇論文所提出的模型可以一次有多個複數型態的輸出，故可以預測多個目標，我們在範例中使用的第一個複數目標實數部分為TAIEX的收盤價，需數部分則為HSI的收盤價。結構學習後的參數，如表I所示，前鑑部透過區塊挑選，從625個降低至15個，大量地減少模型大小。機器學習設定，如表II所示。為了檢驗模型的穩定度，本論文跑了10次模型，效能結果如表III所示，投資利潤表如表IV所示。本次範例的結果將與其他論文所提的方法做比較，效能比較結果如表V所示，投資利潤比較結果如表VI所示。學習曲線如Fig. 4.所示。目標與模型輸出的結果，如Fig. 5.所示。

實驗一模型設定

|  |  |
| --- | --- |
| **Parameter** | **Value** |
| Feature variable as model input | {} |
| Number of fuzzy sets of each input | {3, 3, 3, 3} |
| Number of outputs (complex-valued)\* | 2 |
| Type of premises | SCFS |
| Number of premises (after selection) | 15 |
| Number of premise parameters | 48 |
| Number of consequences | 15 |
| Number of consequence parameters | 75 |

\* 每一個複數目標的實部與虛部，分別包含兩個實數目標

機器學習參數設定

|  |  |
| --- | --- |
| **PSO** | |
| Swarm size | 64 |
| Iterations | 100 |
|  | 0.8 2.0 2.0 |
|  | Random in [0,1] |
| Initial position | 藉由第二章所提SC演算法決定 |
| Initial velocity | 0 |
| **ABCO** | |
| Swarm size | 64 |
| Iterations | 100 |
| Limit | 20 |
| **RLSE** | |
|  |  |
|  | 75x1 zero vector |
|  | **I** |
| **I** | 75x75 identity matrix |

十次測試效能表 (實驗一, RMSE)

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Trials | PSO | | ABCO | |
| TAIEX | HSI | TAIEX | HSI |
| 1 | 96.96 | 83.05 | **85.25** | **80.62** |
| 2 | 90.68 | 86.59 | 87.82 | 86.38 |
| 3 | 104.11 | 186.15 | 3674 | 32343 |
| 4 | 109.61 | 112.37 | 4352.6 | 2340.3 |
| 5 | 87.71 | 93.62 | 88.69 | 84.88 |
| 6 | 211.39 | 313.15 | 84.30 | 85.56 |
| 7 | 94.29 | 89.77 | 2093.3 | 1365.1 |
| 8 | **89.77** | **85.72** | 90.01 | 85.14 |
| 9 | 183.06 | 221.61 | 90.07 | 85.68 |
| 10 | 83.27 | 103.40 | 91.43 | 89.47 |
| 平均 | 115.08 | 137.54 | 438.14 | 366.46 |
| 標準差 | 44.48 | 77.83 | 1678.3 | 1010.5 |
| Best | 89.77 | 85.72 | 85.25 | 80.62 |
| Worst | 211.39 | 313.15 | 4352.6 | 2340.3 |

模擬投資利潤表 (實驗一)

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Trials | PSO-RLSE | | ABCO-RLSE | | PSO-RLSE\* | | ABCO-RLSE\* | |
| 利潤 | | 利潤 | | 利潤 | | 利潤 | |
| Best | 0.07 | | 0.05 | | 0.047 | | 0.052 | |
| 1 | -1786.5 |  | 643.46 |  | 129.68 |  | 25.08 |  |
| 2 | 88.62 |  | 806.72 |  | 682.75 |  | 157.62 |  |
| 3 | -463.39 |  | -36.57 |  | 475.26 |  | 202.11 |  |
| 4 | -914.08 |  | 1664.9 |  | 64.19 |  | 82.35 |  |
| 5 | -936.58 |  | -355.81 |  | 173.98 |  | **961.18** |  |
| 6 | -173.21 |  | -689.96 |  | 14.83 |  | -3.451 |  |
| 7 | -1070.4 |  | -911.59 |  | **767.09** |  | 59.93 |  |
| 8 | **2524** |  | -1640.9 |  | 64.19 |  | -30.80 |  |
| 9 | -376.84 |  | 1620.8 |  | 119.86 |  | 514.65 |  |
| 10 | 124.96 |  | **2469.8** |  | 364.09 |  | 478.03 |  |
| 平均 | -298.34 | | 357.09 | | 350.48 | | 244.67 | |
| 標準差 | 1151.83 | | 1308.77 | | 345.16 | | 315.57 | |
| Best | 2524 | | 2469.8 | | 767.09 | | 961.18 | |
| Worst | -1786.5 | | -1640.9 | | 14.83 | | -30.8 | |

\*為本研究提出投資策略方法的結果

多目標預測效能比較表 (RMSE)

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Method** | **RMSE** | | | | |
| Training phase | |  | Testing phase | |
| TAIEX | HSI |  | TAIEX | HSI |
| Chen [35] | - | - |  | 75 | 187 |
| Yu [35] | - | - |  | 101 | 170 |
| AR(1) [35] | - | - |  | 66 | 105 |
| SVR [35] | - | - |  | 66 | 107 |
| ANFIS [35] | - | - |  | 65 | 106 |
| ANFIS (EMD) [35] | - | - |  | 52 | 97 |
| PSO-RLSE (proposed) | **99.16** | **98.19** |  | **89.77** | **85.72** |
| ABCO-RLSE (proposed) | **98.77** | **97.12** |  | **85.25** | **80.62** |

模擬投資利潤比較表(實驗一)

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Chen [4] | Yu [4] | SR+ANFIS [4] | SR+SVR [4] | Elman [4] | Cheng et al. [4] | PSO-RLSE | ABCO-RLSE |
| Best | 0.012 | 0.012 | 0.012 | 0.012 | 0.012 | 0.012 | 0.07 | 0.05 |
| 利潤(TAIEX) | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | -231.02 | **1284.2** | 847.8 |
| 利潤(HSI) | -1471 | -1368 | -602.94 | 190.71 | **2342** | 1793.12 | 1239.7 | 1622.0 |



(a)



(b)

1. 機器學期曲線 (a) PSO-RLSE (b) ABCO-RLSE



(a)



(b)



(c)



(d)

1. 實際數值和模型輸出(a) PSO-RLSE (TAIEX) (b) PSO-RLSE (HSI) (c) ABCO-RLSE (TAIEX) (d) ABCO-RLSE (HSI)

## Example 2— Quadruple Time Series of Daily Dow Jones Industrial Average Index

在這個範例中，四個目標使用的資料為TAIEX、DJI、NASDAQ以及S&P500。我們預測四個目標2001年的收盤價，並與其他文獻方法比較效能，每年前十個月的資料當作訓練資料，剩餘的當作測試資料，訓練資料總共為181筆，測試資料為66筆。本論文將訓練資料萃取出各30個特徵，4個目標共120個特徵，特徵排序依序為TAIEX、DJI、NASDAQ和S&P500。本論文所提出的模型可以一次有多個複數型態的輸出，在此範例中，共有兩個複數型態目標，第一個目標實數部分為TAIEX收盤價，虛數部分為DJI收盤價，第二個目標實數部分為NASDAQ收盤價，虛數部分為S&P500收盤價。結構學習部分，透過區塊挑選，前鑑部從81個降低至9個，明顯縮減模型大小，降低模型參數。模型參數如表VII所示。機器學習設定，如表VIII所示。本次範例的結果除了PSO-RLSE與ABCO-RLSE的比較也與其他論文所提的方法做比較，像是ANFIS[22]，CNFS-ARIMA[22]，RBF network[22]和SVR[22]。其中除了SVR之外的模型，皆可以同時預測兩個實數目標。所以我們將使用模型的第一組複數型態的輸出與其他論文做比較，效能比較結果如表IX所示，投資利潤比較如表X所示。為了檢驗模型的穩定度，本論文跑了10次模型，效能如表XI所示，投資利潤如表XII所示。模型的機器學習曲線，如Fig. 6.所示; 目標與模型輸出的結果，如Fig. 7.所示。

範例二模型設定

|  |  |
| --- | --- |
| **Parameter** | **Value** |
| Feature variable as model input | {} |
| Number of fuzzy sets of each input | {3, 3, 3, 3} |
| Number of outputs (complex-valued)\* | 2 |
| Number of premises (before selection) | 81 |
| Type of premises | SCFS |
| Number of premises (after selection) | 9 |
| Number of premise parameters | 48 |
| Number of consequences | 9 |
| Number of consequence parameters | 45 |

\* 每一個複數目標的實部與虛部，分別包含兩個實數目標

機器學習參數設定

|  |  |
| --- | --- |
| **PSO** | |
| Swarm size | 64 |
| Iterations | 100 |
|  | 0.8 2.0 2.0 |
|  | Random in [0,1] |
| Initial position | 藉由第三章所提SC演算法決定 |
| Initial velocity | 0 |
| **ABCO** | |
| Swarm size | 64 |
| Iterations | 100 |
| Limit | 20 |
| **RLSE** | |
|  |  |
|  | 45x1 zero vector |
|  | **I** |
| **I** | 45x45 identity matrix |

多目標預測效能比較表 (RMSE)

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Method** | **RMSE** | | | | |
| Training phase | |  | Testing phase | |
| TAIEX | DJI |  | TAIEX | DJI |
| SVR (two models, each with single output) [22] | - | - |  | 162.46 | 101.44 |
| ANFIS (two models, each with single output) [22] | - | - |  | 147.36 | 105.56 |
| ANFIS (one model with two outputs) [22] | - | - |  | 151.62 | 128.20 |
| RBF (two models, each with single output) [22] | - | - |  | 134.32 | 106.33 |
| RBF (one model with two outputs) [22] | - | - |  | 137.58 | 181.79 |
| CNFS(4)-ARIMA (one model with two outputs) [22] | - | - |  | 115.82 | 103.06 |
| PSO-RLSE (proposed) | **92.92** | **91.50** |  | **96.51** | **92.18** |
| ABCO-RLSE (proposed) | **93.69** | **91.06** |  | **87.92** | **91.95** |

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 投資利潤比較表 | | | | | | | | |
|  | Chen [35] | Yu [35] | AR(1) [35] | SVR [35] | ANFIS [35] | Wei [35] | PSO-RLSE | ABCO-RLSE |
| Best | 0.01 | 0.01 | 0.01 | 0.01 | 0.01 | 0.01 | 0.047 | 0.012 |
| 利潤(TAIEX) | -92 | -73 | 671 | 202 | 686 | **795** | 745.1 | 458.48 |



(a)



(b)

1. 機器學期曲線 (a) PSO-RLSE (b) ABCO-RLSE



(a)



(b)



(c)



(d)

1. 實際數值和模型輸出 (a) PSO-RLSE (TAIEX) (b) PSO-RLSE (DJI) (c) ABCO-RLSE (TAIEX) (d) ABCO-RLSE (DJI)

十次測試RMSE效能表 (實驗二)

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Trials | PSO | | ABCO | |
| TAIEX | DJI | TAIEX | DJI |
| 1 | 98.95 | 108.39 | **87.92** | **91.95** |
| 2 | 94.15 | 94.49 | 89.21 | 94.14 |
| 3 | 93.24 | 97.72 | 88.69 | 93.54 |
| 4 | 335.68 | 464.85 | 102.07 | 92.31 |
| 5 | 114.71 | 122.97 | 86.22 | 94.15 |
| 6 | **96.51** | **92.18** | 88.19 | 94.27 |
| 7 | 87.59 | 102.31 | 88.96 | 93.62 |
| 8 | 90.24 | 95.65 | 87.44 | 93.98 |
| 9 | 151.31 | 148.51 | 88.70 | 93.91 |
| 10 | 96.29 | 121.39 | 88.47 | 93.48 |
| 平均 | 125.86 | 144.84 | 89.587 | 93.535 |
| 標準差 | 76.055 | 113.79 | 4.4706 | 0.792 |
| Best | 87.59 | 92.18 | 86.22 | 91.95 |
| Worst | 335.68 | 464.85 | 102.07 | 94.27 |

模擬投資利潤表 (實驗二)

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Trials | PSO-RLSE | | ABCO-RLSE | | PSO-RLSE\* | | ABCO-RLSE\* | |
| 利潤 | | 利潤 | | 利潤 | | 利潤 | |
| Best | 0.047 | | 0.012 | | 0.061 | | 0.012 | |
| 1 | -264.81 |  | -274.69 |  | 0 |  | 0 |  |
| 2 | -168.32 |  | 359.55 |  | 77.76 |  | 0 |  |
| 3 | 105.9 |  | 916.80 |  | -21.34 |  | 298.98 |  |
| 4 | -1636.8 |  | -862.40 |  | **363.20** |  | 82.62 |  |
| 5 | -378.64 |  | -274.69 |  | 277.37 |  | 0 |  |
| 6 | 532.59 |  | -274.69 |  | -34.84 |  | 0 |  |
| 7 | **987.72** |  | 359.55 |  | 10.77 |  | 0 |  |
| 8 | -235.02 |  | **916.80** |  | -10.67 |  | **298.98** |  |
| 9 | 412.35 |  | -274.69 |  | 0 |  | 0 |  |
| 10 | 199.98 |  | 359.55 |  | 114.98 |  | 0 |  |
| 平均 | -44.50 | | 95.11 | | 77.72 | | 68.06 | |
| 標準差 | 702.12 | | 579.65 | | 137.28 | | 124.40 | |
| 最大值 | 987.72 | | 916.80 | | 363.20 | | 298.98 | |
| 最小值 | -1636.8 | | -862.40 | | -34.84 | | 0 | |

\*為本研究提出投資策略方法的結果

## Example 3—Quadruple Time Series of Apple, IBM, Dell and Microsoft

在這個範例中，預測的目標為APPLE、IBM、Dell以及Microsoft，為期間2003年2月10號至2005年1月21號的股票收盤價，總共為492筆。為了和其他論文比較效能，我們用2003年2月10號至2004年9月10號的資料當作訓練資料，共400筆，剩餘的當作測試資料。本論文從訓練資料中個別萃取出30個特徵，4個目標共120個特徵，特徵排序依序為APPLE、IBM、Dell以及Microsoft。本篇論文所提出的模型可以一次有多個複數型態的輸出，故可以預測多個目標，此範例中使用的第一個複數目標實數部分為IBM收盤價，虛數部分則為APPLE收盤價，第二個目標實數部分為Dell收盤價，虛數部分為Microsoft收盤價。結構學習部分，透過區塊挑選，可以從原本的81個區塊挑選出8個區塊，降低模型中的參數數量，其餘模型設定如表XIII所示。機器學習設定，如表XIV所示。本次範例的結果將與其他論文所提的方法做比較，像是HiMMI [32]、ANN-GA-HMM-Interpolation [32]、ANN-GA-HMM-WA [32]、ARIMA [32]。所以我們將使用模型的第一組輸出的實數及複數部分做比較，結果如表XV所示。模擬投資利潤如表XVI所示。模型的機器學習曲線，如Fig. 8.所示;目標與模型輸出的結果，如Fig. 9.所示。

範例三模型設定

|  |  |
| --- | --- |
| **Parameter** | **Value** |
| Feature variable as model input | {} |
| Number of fuzzy sets of each input | {2, 3, 3, 3} |
| Number of outputs (complex-valued)\* | 2 |
| Type of premises | SCFS |
| Number of premises | 8 |
| Number of premise parameters | 44 |
| Number of consequences | 8 |
| Number of consequence parameters | 40 |

\* 每一個複數目標的實部與虛部，分別包含兩個實數目標

機器學習參數設定

|  |  |
| --- | --- |
| **PSO** | |
| Swarm size | 64 |
| Iterations | 100 |
|  | 0.8 2.0 2.0 |
|  | Random in [0,1] |
| Initial position | 藉由第三章所提SC演算法決定 |
| Initial velocity | 0 |
| **ABCO** | |
| Swarm size | 64 |
| Iterations | 100 |
| Limit | 20 |
| **RLSE** | |
|  |  |
|  | 40x1 zero vector |
|  | **I** |
| **I** | 40x40 identity matrix |



(a)



(b)

1. 機器學期曲線 (a) PSO-RLSE (b) ABCO-RLSE

十次測試MAPE效能表 (實驗三)

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Trials | PSO | | ABCO | |
| APPLE | IBM | APPLE | IBM |
| 1 | 1.7948 | 0.8043 | 1.7625 | 0.8032 |
| 2 | 1.7972 | 0.8039 | 1.7835 | 0.8042 |
| 3 | 1.7963 | 0.8033 | 1.8273 | 0.8002 |
| 4 | 1.7954 | 0.8043 | 1.7818 | 0.8015 |
| 5 | **1.7776** | **0.8033** | 1.7922 | 0.8033 |
| 6 | 1.7921 | 0.8044 | 2.0309 | 0.8002 |
| 7 | 1.7942 | 0.8064 | **1.7602** | **0.8036** |
| 8 | 1.7967 | 0.8043 | 1.7946 | 0.8031 |
| 9 | 1.7920 | 0.8042 | 1.8567 | 0.8046 |
| 10 | 1.7927 | 0.8041 | 1.7758 | 0.8027 |
| 平均 | 1.7929 | 0.8042 | 1.8165 | 0.8026 |
| 標準差 | 0.0056 | 0.0008 | 0.0808 | 0.0015 |
| Best | 1.7776 | 0.8033 | 1.7602 | 0.8002 |
| Worst | 1.7972 | 0.8064 | 2.0309 | 0.8046 |

模擬投資利潤表 (實驗三)

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Trials | PSO-RLSE | | ABCO-RLSE | | PSO-RLSE\* | | ABCO-RLSE\* | |
| 利潤 | | 利潤 | | 利潤 | | 利潤 | |
| Best | 0.011 | | 0.012 | | 0.021 | | 0.021 | |
| 1 | -4.5715 |  | -10.08 |  | 0 |  | -0.359 |  |
| 2 | 0.94 |  | 1.361 |  | 0 |  | 0 |  |
| 3 | -14.06 |  | -8.678 |  | **1.022** |  | -2.764 |  |
| 4 | -3.37 |  | **2.061** |  | 0 |  | -1.441 |  |
| 5 | **12.22** |  | -8.678 |  | -1.163 |  | **-2.764** |  |
| 6 | 8.72 |  | 2.061 |  | 0.176 |  | -1.441 |  |
| 7 | -10.18 |  | -0.3700 |  | -0.334 |  | 0 |  |
| 8 | 0.94 |  | -8.678 |  | 0 |  | -2.764 |  |
| 9 | -14.06 |  | 2.061 |  | 1.022 |  | -1.441 |  |
| 10 | -3.37 |  | -0.37 |  | 0 |  | 0 |  |
| 平均 | -2.6794 | | -2.9308 | | 0.072 | | -1.2974 | |
| 標準差 | 8.8075 | | 5.3385 | | 0.626 | | 1.1758 | |
| 最大值 | 12.22 | | 2.061 | | 1.022 | | 0 | |
| 最小值 | -14.06 | | -8.678 | | -1.163 | | -2.764 | |

\*為本研究提出投資策略方法的結果



(a)



(b)



(c)



(d)

1. 實際數值和模型輸出(a) PSO-RLSE (APPLE) (b) PSO-RLSE (IBM) (c) ACO-RLSE (APPLE) (d) ACO-RLSE (IBM) (e) ABCO-RLSE (APPLE) (f) ABCO-RLSE (IBM)

多目標預測效能比較表 (MAPE)

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Method** | **MAPE** | | | | |
| Training phase | |  | Testing phase | |
| APPLE | IBM |  | APPLE | IBM |
| HiMMI [32] | - | - |  | 2.8373 | 1.2186 |
| ANN-GA-HMM-Interpolation [32] | - | - |  | 2.1649 | 1.0555 |
| ANN-GA-HMM-WA [32] | - | - |  | 1.9247 | 0.8487 |
| Bayesian ANN [32] | - | - |  | 1.9688 | 0.7441 |
| ARIMA [32] | - | - |  | 1.8009 | 0.9723 |
| PSO-RLSE (proposed) | **1.7840** | **1.1960** |  | **1.7776** | **0.8033** |
| ABCO-RLSE (proposed) | **1.7654** | **1.1958** |  | **1.7602** | **0.8036** |