

INTELIGENCIA COMPUTACIONAL
MASTER EN INGENIERÍA INFORMÁTICA
UNIVERSIDAD DE GRANADA

Logica Difusa Aplicada a Predicciones en el Mercado de Valores

Arturo Cortés Sánchez
Abel José Sánchez Alba

24 de enero de 2021

Índice

1	Introducción	3
2	Modelo difuso en el mercado Coreano	5
2.1	Identificación de la evolución de un sistema difuso	6
2.2	Predicción del índice bursátil	7
2.2.1	Arquitectura del modelo	7
2.2.2	Predicción diaria	8
2.2.3	Medida semanal	9
3	Modelo difuso para el impulso bursátil en Indonesia	11
3.1	Determinación de los Valores de impulso	11
3.2	Función de pertenencia	11
3.3	Valor estimado del impulso difuso	13
3.4	Interpretación lingüística del valor difuso del impulso	13
3.5	Implementación	14
4	Conclusiones	15

1. Introducción

Las características comunes que tienen todos los mercados de valores son su incertidumbre y complejidad, que están relacionadas con sus estados a corto y largo plazo.

La mejor aproximación para resolver el problema de la predicción del mercado de valores es intentar reducir la incertidumbre y resolver la complejidad del mismo, cosa que ha sido sueño de los inversores durante años. Ha habido una serie de métodos para lograr esta tarea, pueden agruparse en cuatro grandes categorías:

- Análisis técnico
- Análisis fundamental
- Series temporales tradicionales
- Método de aprendizaje automático

El análisis técnico, también conocido como análisis gráfico, intenta predecir el mercado trazando patrones gráficos a partir de datos históricos del mercado. El análisis fundamental estudia el valor intrínseco de una acción, e invierte en ella si su valor actual es inferior a su valor intrínseco. En el análisis tradicional de previsión de series temporales, se utilizan modelos matemáticos de predicción para trazar patrones en los datos históricos. Estos tres métodos han demostrado no ser eficaces debido a los movimientos dramáticos de los mercados de valores, las caídas, el comportamiento caótico y la no linealidad. Desde finales de la década de 1980 se han desarrollado una serie de métodos de aprendizaje automático. Estos métodos utilizan un conjunto de muestras y tratan de trazar patrones para aproximar la función subyacente que genera los datos de la muestra.

Algunos modelos utilizan sistemas expertos, redes neuronales y lógica difusa. Otros utilizan un árbol de decisión, máquinas de vectores soporte (SVM) y minería de datos. Dado que las redes neuronales y la lógica difusa son capaces de aprender mapeos no lineales entre las entradas y las salidas, no requieren ninguna suposición sobre las relaciones entrada-salida. Sin embargo, lo que las redes neuronales aprenden no es fácil de entender por los humanos.

La complejidad y las interacciones entre los nodos ocultos de una red neuronal hacen inalcanzable comprender cómo se toma una decisión. Los modelos basados en la lógica difusa tienen la ventaja adicional de expresar la relación entrada-salida de forma lingüística, lo que facilita la comprensión del comportamiento del sistema. Los modelos difusos se clasifican en gran medida en modelos Mamdani y Sugeno. La principal diferencia entre ellos es que las funciones de pertenencia de salida de Sugeno son una ecuación lineal o una constante. El modelo Mamdani es intuitivo y se adapta bien a la entrada humana, pero el modelo Sugeno es más compacto y eficiente desde el punto de vista computacional. Además se presta al uso de técnicas adaptativas para construir un modelo difuso. Por lo tanto, se sabe que el modelo de Sugeno es más apropiado para el modelado de datos.

En este documento se exponen análisis realizados a dos mercados de valores distintos, en Corea del Sur e Indonesia. El objetivo del trabajo coreano es desarrollar modelos difusos que puedan predecir los precios futuros en los mercados de valores tomando muestras de los precios pasados. Se construyeron diferentes modelos difusos para predecir los precios diarios y semanales de apertura, alta, baja y cierre del Korea Composite Stock Price Index (KOSPI), y se evaluaron sus resultados. Los modelos están compuestos por reglas difusas “si X entonces Y”. La parte del antecedente de las reglas consiste en predicados difusos, mientras que la parte consecuente se expresa como nuevas combinaciones no lineales de las variables del antecedente. Al construir un modelo de predicción de valores, tenemos que seleccionar los indicadores más eficaces para la predicción de valores. En el caso de los modelos difusos, se han aplicado como entradas varios indicadores entre los índices técnicos y fundamentales.

Además, se ha estudiado el problema aplicado al mercado inmobiliario de Indonesia. Indonesia, como país en vías de desarrollo, necesita una cantidad de capital considerable. En este caso, los mercados de capitales tienen un papel importante en la economía Indonesia. Porque el mercado de valores no sólo apoya la economía de Indonesia, sino que también es un indicador del progreso económico del país. En Indonesia, mucha gente está invirtiendo en propiedades e inmuebles porque el precio del suelo tiende a subir cada año. Esto se debe a que la oferta de terrenos es fija y la demanda aumenta por parte del público.

Al realizar transacciones en los mercados de capitales, especialmente en el sector de la propiedad y los bienes inmuebles, los inversores deben recopilar toda la información posible. Uno de estos datos es el impulso bursátil, que puede describirse como el movimiento del precio de las acciones. El precio de las acciones es un indicador del éxito de una empresa, si el precio de las acciones de una empresa siempre sube, los inversores saben que la empresa tiene éxito.

El impulso bursátil se divide en tres categorías: a la baja, neutral y al alza. Se puede interpretar que los vendedores dominan el mercado y empujan los precios a la baja. Neutral significa que los compradores y vendedores de acciones controlan los mercados y los precios siguen estando dentro de los límites. Al alza puede interpretarse que los compradores de acciones dominan el mercado y empujan los precios al alza. Se pueden utilizar conjuntos difusos para tratar de predecir el impulso del mercado ya que el sistema de trabajo de los conjuntos difusos detecta la incertidumbre y la falta de claridad en la vida cotidiana.

En esta investigación, gracias al uso de la lógica difusa en la predicción del impulso del mercado de valores se ha podido manejar datos incompletos e incorrectos. La lógica difusa también utiliza el concepto de variable lingüística, por lo que puede entenderse fácilmente. Este estudio utiliza datos de varias empresas del sector inmobiliario que cotizan en la Bolsa de Indonesia. Para esta investigación se han usado 14 datos históricos del valor máximo, mínimo, abierto y cerrado de las acciones en 2015. Mediante el uso de la lógica difusa se espera predecir el impulso, para los próximos 5 días.

2. Modelo difuso en el mercado Coreano

Teóricamente, un sistema con múltiples entradas y múltiples salidas (MEMS) puede ser reducido a varios sistemas de múltiples entradas y una sola salida (MEUS). Por lo tanto, la regla difusa de un sistema MEMS puede presentarse como un conjunto de reglas de sistemas MEUS. Para un sistema MEUS, consideramos tres tipos de formatos de modelos difusos como los de 2.2, 2.4 y 2.6, denominados en adelante FM I, FM II y FM III. Sus antecedentes consisten en predicados difusos definidos por funciones de pertenencia trapezoidales. Sus consecuentes están compuestas por combinaciones no lineales de las variables antecedentes.

$$R^i : \text{SI } x_1 \text{ es } A_1^i(x_1) \& x_2 \text{ es } A_2^i(x_2) \dots \& x_k \text{ es } A_k^i(x_k) \quad (2.1)$$

$$\text{ENTONCES } y^i = a_0^i + a_1^i x_1^{b_1^i} + \dots + a_k^i x_k^{b_k^i} \quad (2.2)$$

Donde R^i es la regla i -ésima, x_j es la j -ésima variable de entrada e y^i es la salida de la i -ésima regla. Por otro lado, $A_j^i(x_k)$ es la variable difusa definida como 2.7. Si todos los b_k^j son iguales a 1, entonces la regla es una combinación lineal de los coeficientes a_k^i y x_j .

$$R^i : \text{SI } x_1 \text{ es } A_1^i(x_1) \& x_2 \text{ es } A_2^i(x_2) \dots \& x_k \text{ es } A_k^i(x_k) \quad (2.3)$$

$$\text{ENTONCES } y^i = a_0^i + a_1^i \ln(x_1) + \dots + a_k^i \ln(x_k) \quad (2.4)$$

Donde \ln es el logaritmo natural

$$R^i : \text{SI } x_1 \text{ es } A_1^i(x_1) \& x_2 \text{ es } A_2^i(x_2) \dots \& x_k \text{ es } A_k^i(x_k) \quad (2.5)$$

$$\text{ENTONCES } y^i = a_0^i + a_1^i x_1 + b_1^i x_1^2 \dots + a_k^i x_k^2 + b_k^i x_k^2 \quad (2.6)$$

Donde los coeficientes a_j^i y b_j^i son coeficientes a determinar por el modelo. $A_j^i(x_j)$ se define como:

$$A_j^i(x_j) = \begin{cases} \frac{x_j + d_{ij} + d_{ij}^l - c_{ij}}{d_{ij}^l} & \text{si } x_j > c_{ij} - d_{ij} - d_{ij}^l \\ 1 & \text{si } (c_{ij} - d_{ij}) \leq x_j \leq (c_{ij} + d_{ij}) \\ \frac{x_j - d_{ij} + d_{ij}^r - c_{ij}}{d_{ij}^r} & \text{si } (c_{ij} + d_{ij}) \leq x_j \leq (c_{ij} + d_{ij} + d_{ij}^r) \\ 0 & \text{En otro caso} \end{cases} \quad (2.7)$$

Donde se puede ver que $A_j^i(x_j)$ tiene forma trapezoidal. En el caso $d_{ij} = 0$ se tiene una forma triangular. El modelo debe identificar los parámetros c_{ij} , d_{ij} , d_{ij}^l , d_{ij}^r a medida que éste avance.

Se consideran los siguientes procesos de razonamiento:

1) Dada la entrada/salida de datos $X = \{X_1 \dots X_n | X_l = (x_{l1} \dots x_{lq}, y_{l1} \dots y_{lq})\}$ se calcula el grado de cumplimiento w^i de la regla i -ésima como

$$w^i = A_l^i(x_{l1})x \dots x A_l^i(x_{lk})$$

Donde "x"indica la operación del mínimo.

2) Se calcula el valor inferido de y_*^i como la media ponderada de y^i respecto de w^i , que se expresa como

$$y_*^i = \frac{\sum_{i=1}^r y^i w^i}{\sum_{i=1}^r w^i} \quad (2.8)$$

2.1. Identificación de la evolución de un sistema difuso

La identificación de un modelo difuso consiste en obtener reglas difusas si-entonces a partir de los datos de entrada y salida. La identificación se realiza mediante evolución diferencial. Antes de la evolución, se debe determinar el número de reglas difusas, r . Dado que la parte consecuente de las reglas difusas se compone de una ecuación no lineal de las variables de entrada, es probable que unas pocas reglas sean suficientes para expresar las relaciones no lineales de los datos de la muestra.

Para identificar las reglas difusas óptimas para una tarea determinada adoptamos la evolución diferencial, que requiere pocas variables de control, es robusta y fácil de usar. La evolución diferencial utiliza vectores de parámetros de tamaño poblacional (NP) como población, y el tamaño de la población no cambia durante la evolución. Un vector de parámetros contiene los valores de los parámetros a identificar para las partes antecedente y consecuente de las reglas difusas.

La evolución diferencial se procesa de la siguiente manera:

Paso 1: La población inicial se elige al azar si no se sabe nada del sistema. El número de generación t se fija en 0.

Paso 2: Se genera un nuevo vector de prueba $V_{i,t+1}$ añadiendo el vector de diferencia ponderada entre dos miembros de la población a un tercer miembro como:

$$V_{i,t+1} = X_{r_1,t} + F * (X_{r_2,t} - X_{r_3,t}) \quad (2.9)$$

$X_{r_1,t}$, $X_{r_2,t}$ y $X_{r_3,t}$ son tres miembros de la población elegidos aleatoriamente y r_1 , r_2 , r_3 son números enteros distintos entre 1 y NP. $X_{i,t}$ es el i -ésimo miembro en la generación t -ésima ($i = 1, 2 \dots NP$). F es un factor real y constante que controla la variación de poblaciones ($X_{r_2,t} - X_{r_3,t}$).

Paso 3: Para incluir diversidad en el conjunto de vectores, un vector de población nuevo $U_{i,t+1}$ es generado como cruce entre $V_{i,t+1}$ y $X_{i,t}$. Para cada elemento de $U_{i,t+1}$, si el número generado aleatoriamente es mayor que el valor predeterminado por el cruce, el elemento correspondiente de $V_{i,t+1}$ es transferido a $U_{i,t+1}$. Si no, el valor de $X_{i,t}$ es transferido a $V_{i,t+1}$.

Paso 4: Si el vector generado $U_{i,t+1}$, posee un valor de función objetivo menor que $X_{i,t}$, $X_{i,t+1}$ es asignado como $U_{i,t+1}$, si no, se mantiene $X_{i,t+1}$.

Paso 5: A no ser que se alcance la condición de fin, se aumenta t en una unidad para indicar la siguiente generación y se vuelve al paso 2. El valor objetivo es conocido como media absoluta del error porcentual (mean absolute percent error) MAPE, definido como:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|a_i - m_i|}{a_i} \quad (2.10)$$

Donde a_i es el valor actual y m_i es la salida del modelo difuso y n compone el total de datos utilizados.

2.2. Predicción del índice bursátil

2.2.1. Arquitectura del modelo

Para modelar el mercado de valores, primero hay que identificar las variables de entrada dominantes que afectan a la salida del sistema. Los precios de las acciones se ven afectados por muchos factores complejos del ámbito económico o político. Es imposible tener en cuenta todos los factores en la construcción de un modelo para predecir el comportamiento del mercado. En lugar de intentar estimar todos los factores principales que afectan a un mercado, podemos centrarnos en el movimiento de los precios en sí. Por ejemplo, los precios del pasado podrían hacer suponer que, en circunstancias similares, volverán a moverse de la misma manera. Se han desarrollado varios métodos para estudiar los precios y su efecto en el mercado. La mayoría se han basado en la experiencia. Uno de ellos es el gráfico de velas, un método antiguo pero aún popular para visualizar los precios de las acciones. Un estudio sobre el análisis de velas demostró que los mercados de valores no seguían trayectorias aleatorias, sino que había ciertos patrones que se producían con frecuencia, y cuando se detectaba un patrón, se podía predecir el siguiente paso del mercado. Por lo tanto, utilizamos esta información clave al construir el gráfico de velas para derivar las reglas difusas dominantes para la predicción del precio de las acciones. Los gráficos de velas se basan en los precios de apertura, máximo, mínimo y cierre de un periodo de tiempo determinado, donde el periodo de tiempo puede ser un día, una semana, un mes o cualquier otra duración posible. Estos precios han sido seleccionados como variables de entrada del modelo difuso. Otra cuestión es la selección de los periodos de tiempo de las entradas reales para construir un modelo eficaz. En el análisis de velas, una secuencia de velas individuales forma patrones, por ejemplo, una línea de una vela, una línea de dos velas y tres o más líneas de velas. Los patrones de mayor tamaño aparecen con menos frecuencia que los de menor tamaño. Los experimentos realizados con datos bursátiles históricos mostraron que los patrones con tamaño uno ocurrieron el 75 % de las veces, con tamaño dos menos del 25 %, y con tamaño tres alrededor del 0,002 %.

Esto significa que los precios de los dos periodos más recientes cubren el 99,8 % de los patrones que se producen en el mercado de valores. En otras palabras, cuando la duración de $t-1$ y t forman un determinado patrón, se puede predecir un movimiento determinado en el periodo de $t+1$. Por lo tanto, los dos periodos más recientes se consideraron las entradas de nuestros modelos difusos. En el modelo, t representa el período actual, que es el más reciente del mercado, $t-1$ el anterior y $t+1$ el próximo.

Los modelos de predicción de índices bursátiles diarios y semanales propuestos se componen de cuatro modelos difusos MEUS, en los que la apertura(t), la alta(t), la baja(t), el cierre(t), la apertura ($t-1$), la alta($t-1$), la baja($t-1$) y el cierre($t-1$) son las entradas, y cada una de la apertura($t+1$), la alta($t+1$), la baja($t+1$) y el cierre($t+1$) es la salida de los modelos.

En las predicciones de acciones diarias y semanales, el periodo actual t representa el día

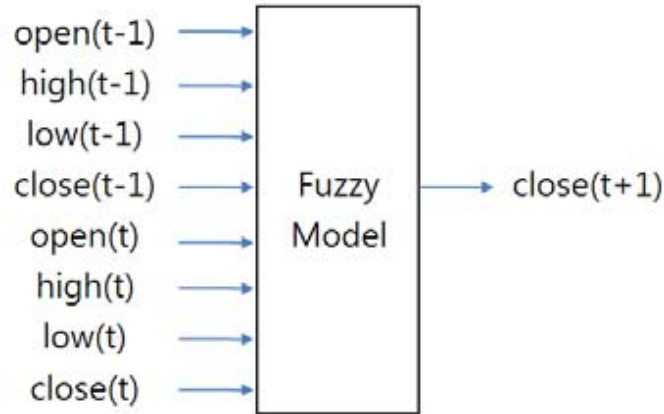


Figura 2.1: Modelo difuso para predecir el precio de cierre

de hoy y esta semana, respectivamente. La figura 2.1 muestra la relación de entrada y salida del modelo difuso para predecir el próximo precio de apertura($t+1$). Los modelos de predicción diaria utilizaron los datos diarios de KOSPI de diciembre de 2006 a febrero de 2008 para el modelado, y de marzo de 2008 a agosto de 2008 para la evaluación. Los modelos de predicción semanal utilizaron datos semanales de KOSPI desde diciembre de 2005 hasta febrero de 2008 para el modelado, y desde marzo de 2008 hasta agosto de 2008 para la evaluación.

2.2.2. Predicción diaria

Para la identificación evolutiva de los modelos difusos, se utilizan los siguientes parámetros de control de la ED; tamaño de la población = 20, número máximo de generaciones = 5000, factor de amplificación diferencial = 0.5 y tasa de cruce = 0.5. El número de parámetros que hay que identificar mediante la evolución de la ED es de 98 para los modelos FM I y FM III con 8 entradas, una salida y dos reglas, respectivamente: en las partes antecedentes $8 \text{ variables de entrada} \times 4 \text{ parámetros de función de pertenencia} \times 2 \text{ reglas} = 64$, en las partes consecuentes $(8 \text{ coeficientes} + 1 \text{ constante} + 8 \text{ multiplicadores}) \times 2 \text{ reglas} = 34$. El modelo FM II tiene 82 parámetros.

Las medidas de rendimiento de los modelos de predicción de existencias diarias se calcularon mediante 2.10 para los datos de modelización y de evaluación. Para las comparaciones de rendimiento, se identificaron cuatro tipos de modelos difusos (Sugeno, nuestra propuesta FM I, FM II y FM III). Los resultados se resumieron en la table 2.1. Los valores KOSPI diarios de los modelos difusos FM I y FM II se predijeron con una precisión inferior a 1,08 MAPE. El mejor fue el modelo FM II. La tabla 2.2 muestra los parámetros identificados del modelo FM II para la predicción del precio de cierre diario.

La figura 2.2 muestra el precio de cierre diario del KOSPI y su correspondiente resultado del modelo difuso. Los puntos son los valores predichos por el modelo difuso. Algunos de los datos utilizados en el modelado se muestran a la izquierda de la línea vertical sólida,

	modelo	apertura	alta	baja	cierre
Modelado	Sugeno	0.851	0.834	1.022	1.140
	FM I	0.751	0.737	0.929	1.039
	FM II	0.776	0.878	0.991	1.078
	FM III	1.206	1.024	2.173	1.699
Evaluación	Sugeno	0.984	0.746	1.028	0.867
	FM I	0.739	0.822	1.067	1.063
	FM II	0.818	0.727	0.894	0.843
	FM III	1.141	0.914	2.255	1.573

Tabla 2.1: Medidas de rendimiento diarias en MAPE

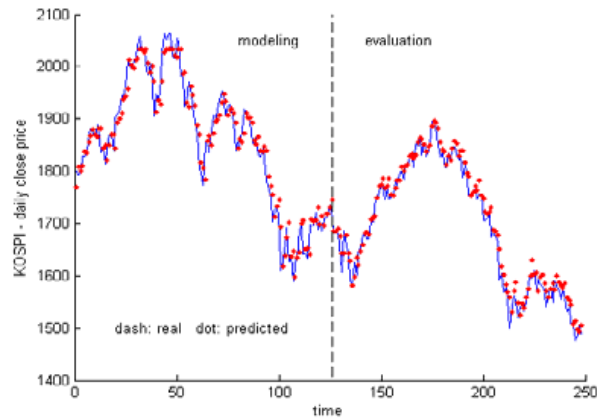


Figura 2.2: Comparación de la salida con el precio de cierre diario KOSPI

y los datos utilizados en la evaluación se muestran a la derecha de la línea vertical sólida.

2.2.3. Medida semanal

El mismo procedimiento de identificación evolutiva se aplicó a la predicción semanal. Dado que los precios semanales tabla 2.3 . Medidas de rendimiento de la predicción semanal de acciones en MAPE. Como los precios semanales contenían mayores variaciones que los precios diarios, las predicciones no eran tan precisas como las de los precios diarios. La tabla 2.3 resume las medidas de rendimiento de los modelos de predicción de acciones semanales para los datos de modelado y evaluación, donde los modelos difusos de FM II fueron los mejores. En la figura 2.3 se comparan el precio real de cierre semanal del KOSPI y los resultados del modelo difuso que responde a él.

	Antecedente			Consecuente		
input variables	Param	Rule i=1	Rule i=2	Parameter a_0^i	Rule i=1 1375.12	Rule i=2 2032.70
apertura(t-1)	c_{i1} d_{i1}^l d_{i1} d_{i1}^r	1758.7 641.49 565.46 739.45	1587.68 726.17 721.14 740.37	a_1^i	-0.0068	-0.01
alta(t-1)	c_{i2} d_{i2}^l d_{i2} d_{i2}^r	1420.79 635.35 732.26 514.89	1716.18 740.39 626.56 419.79	a_2^i	-0.0085	0.0014
baja(t-1)	c_{i3} d_{i3}^l d_{i3} d_{i3}^r	1555.40 473.96 644.02 64.48	1686.45 178.04 738.72 740.37	a_3^i	-0.0087	-0.0071
cierre(t-1)	c_{i4} d_{i4}^l d_{i4} d_{i4}^r	1828.55 740.39 704.37 439.47	1914.53 576.64 722.87 445.17	a_4^i	0.01	-0.0012
apertura(t)	c_{i5} d_{i5}^l d_{i5} d_{i5}^r	1745.72 701.42 678.05 234.07	1935.95 590.09 500.06 390.51	a_5^i	-0.01	-0.0069
alta(t)	c_{i6} d_{i6}^l d_{i6} d_{i6}^r	1907.04 740.37 606.96 533.78	1794.54 615.24 740.37 740.37	a_6^i	0.0021	0.0053
baja(t)	c_{i7} d_{i7}^l d_{i7} d_{i7}^r	1807.14 740.37 647.72 335.46	1695.65 613.96 499.85 740.37	a_7^i	0.01	0.01
cierre(t)	c_{i8} d_{i8}^l d_{i8} d_{i8}^r	1380.16 594.44 367.30 484.07	2082.60 459.66 740.37 740.37	a_8^i	-0.0069	0.0011

Tabla 2.2: Parametros difusos para predicci3n de cierre diario

	modelo	apertura	alta	baja	cierre
Modelado	Sugeno	0.870	1.329	1.834	2.119
	FM I	0.823	1.137	1.561	1.931
	FM II	0.775	0.900	1.407	1.868
	FM III	2.574	3.394	2.273	3.238
Evaluación	Sugeno	1.375	1.770	1.336	1.502
	FM I	0.789	1.346	1.867	2.321
	FM II	0.977	1.088	1.702	1.875
	FM III	2.487	4.443	3.669	4.778

Tabla 2.3: Medidas de rendimiento semanales en MAPE

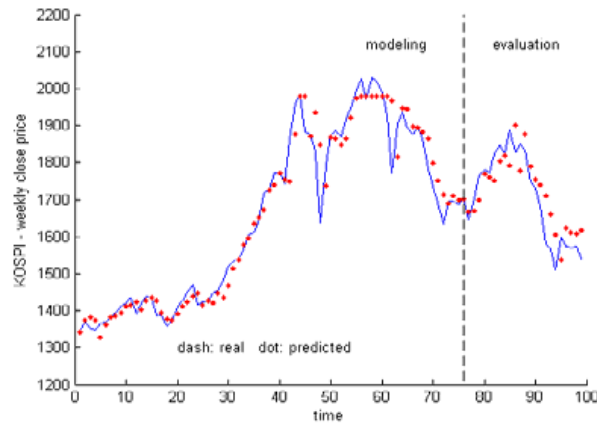


Figura 2.3: Comparación del precio de cierre semanal del modelo con KOSPI

3. Modelo difuso para el impulso bursátil en Indonesia

3.1. Determinación de los Valores de impulso

Con 14 datos históricos de valores de apertura y cierre, se puede calcular la diferencia entre esos valores. La diferencia de valores de apertura y cierre en i -ésimo día es $\Delta_i = v_i^{cl} - v_i^{op}$ donde $i = 1, 2, \dots, 14$. El valor del impulso es el valor de la dirección del movimiento del precio de las acciones. El valor del impulso del i -ésimo día se define como $x_i = |\Delta_i|$. La tabla 3.1 describe todas las variables que se utilizarán en este modelo de lógica difusa.

3.2. Función de pertenencia

Los valores de impulso se dividen en varias categorías. Hay tres categorías que se discutirán en general, que son bajista, neutral y alcista. Usaremos el modificador lingüístico “muy”, así que habrá cinco categorías de impulso, incluyendo el muy bajista, bajista, neutral, alcista, y muy alcista. Los límites que se utilizarán para limitar el intervalo son

a, b, c, d y e. Los valores de a a e se calculan como valores porcentuales del valor máximo del impulso x_i , que son 15 %, 30 %, 45 %, 60 % y 75 %.

No.	variable	Descripción
1	v_i^{op}	Valor Apertura día i
2	v_i^{cl}	Valor cierre día i
3	v_i^{lo}	Valor mínimo día i
4	v_i^{hi}	Valor máximo día i
5	Δ_i	$v_i^{op} - v_i^{cl}$ día i
6	x_i	valor del impulso día i
7	$\mu_{VBR}(x_i)$	impulso difuso muy a la baja día i
8	$\mu_{BR}(x_i)$	impulso difuso a la baja día i
9	$\mu_N(x_i)$	impulso difuso neutral día i
10	$\mu_{BL}(x_i)$	impulso difuso muy a la alta día i
11	$\mu_{VBL}(x_i)$	impulso difuso muy a la alta día i
12	δ_i	impulso difuso día i
13	φ	impulso difuso predicho en 5 días
14	γ	Interpretación lingüística difusa

Tabla 3.1: Variables del modelo difuso

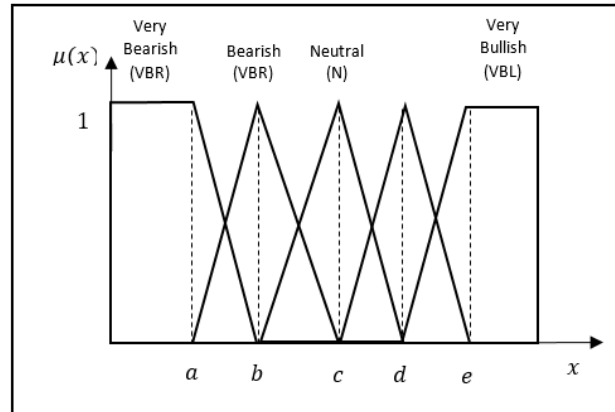


Figura 3.1: Funciones de pertenencia triangular y trapezoidal

La forma de la función de pertenencia de los conjuntos difusos puede determinarse como se quiera, siempre que cumpla con las reglas de las condiciones de la función de pertenencia. Para obtener el valor de pertenencia del momento, se utilizará la forma triangular y trapezoidal. Esta 3.1 es una imagen de las funciones de pertenencia triangular y trapezoidal que se utilizarán. Las funciones de pertenencia se definen de acuerdo a esta Ecuación

:

$$\mu_{BR}(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{si } a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{b-c} & \text{si } b \leq x \leq c \\ 1 & \text{si } x \geq c \end{cases} \quad (3.1)$$

$$\mu_N(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x \leq b \\ \frac{x-b}{c-b} & \text{si } b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & \text{si } c \leq x \leq d \\ 1 & \text{si } x \geq d \end{cases} \quad (3.2)$$

$$\mu_{BL}(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x \leq c \\ \frac{x-c}{d-c} & \text{si } c \leq x \leq d \\ \frac{e-x}{e-d} & \text{si } d \leq x \leq e \\ 1 & \text{si } x \geq e \end{cases} \quad (3.3)$$

$$\mu_{VBR}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \leq a \\ \frac{b-x}{b-a} & \text{si } a \leq x \leq b \\ 0 & \text{si } x \geq b \end{cases} \quad (3.4)$$

$$\mu_{VBL}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq e \\ \frac{x-d}{e-d} & \text{si } d \leq x \leq e \\ 0 & \text{si } x \leq d \end{cases} \quad (3.5)$$

3.3. Valor estimado del impulso difuso

Para obtener los valores de impulso difusos en cada día se puede definir la ecuación siguiente:

$$\delta_i = \begin{cases} \max\{\mu_{VBR}(x_i), \mu_{BR}(x_i), \mu_N(x_i), \mu_{BL}(x_i), \mu_{VBL}(x_i)\} \\ \text{Secondmax}\{\mu_{VBR}(x_i), \mu_{BR}(x_i), \mu_N(x_i), \mu_{BL}(x_i), \mu_{VBL}(x_i)\} \end{cases} \quad (3.6)$$

El valor estimado del impulso difuso φ se evaluará en 14 días de datos históricos.

El valor estimado del impulso difuso es el impulso que predecirá los movimientos del mercado en los próximos 5 días. La cantidad de impulso difuso que se estima se define como sigue la Ecuación:

$$\phi = \frac{\sum_{i=1}^{14} \delta_i}{14} \quad (3.7)$$

3.4. Interpretación lingüística del valor difuso del impulso

El concepto importante de la lógica difusa son las variables lingüísticas. La ecuación es la interpretación lingüística del valor estimado del impulso difuso.

$$\gamma = \begin{cases} \text{baja} & \text{si } 0 \leq \varphi \leq 0,5 \\ \text{Neutral} & \text{si } 0,5 < \varphi \leq 0,6 \\ \text{alta} & \text{si } 0,6 < \varphi \leq 1 \end{cases} \quad (3.8)$$

Fecha	apertura(v_i^{op})	alta(v_i^{hi})	baja(v_i^{lo})	cierre(v_i^{cl})
1-1-2015	335	335	335	335
2-1-2015	336	339	334	337
5-1-2015	340	347	335	346
6-1-2015	343	362	336	359
7-1-2015	335	345	361	419
8-1-2015	425	433	407	430
9-1-2015	430	445	424	439
12-1-2015	440	440	420	421
13-1-2015	420	430	418	424
14-1-2015	425	428	410	412
15-1-2015	423	427	412	423
16-1-2015	419	429	417	429
19-1-2015	433	437	420	420
20-1-2015	421	429	408	414

Tabla 3.2: Datos Stock Agung Podomoro 01-01-2015 a 20-01-2015

Fecha	apertura(v_i^{op})	alta(v_i^{hi})	baja(v_i^{lo})	cierre(v_i^{cl})
21-1-2015	414	420	410	411
22-1-2015	414	423	411	417
23-1-2015	420	437	420	421
26-1-2015	421	424	410	413
27-1-2015	418	425	416	418

Tabla 3.3: Datos Stock Agung Podomoro 21-01-2015 a 27-01-2015

3.5. Implementación

La empresa que se utilizará como ejemplo es Agung Podomoro Tbk. Los datos de las acciones que se utilizarán son 14 días en enero de 2015 para predecir el impulso de los próximos 5 días. La tabla 3.2 son las acciones de Agung Podomoro Tbk en enero de 2015. Dichos datos serán interpretados de forma lingüística. Los beneficios de esta interpretación son determinar las categorías de los valores de impulso difuso, son bajistas, neutrales y alcistas. Debido a que los valores que se obtuvieron de Agung Podomoro Tbk en enero de 2015 son de 0,84, la interpretación lingüística es alcista. Para comprobar si la predicción es correcta, se pueden ver los datos de los valores de las acciones en los valores de apertura y cierre del 21, 22, 23, 26, y 27 de enero de 2015. Se puede comprobar en la siguiente tabla que el valor de cierre del 27 de enero de 2015 fue de 418,00 y el valor de apertura del 21 de enero de 2015 fue de 414,00. Se puede ver que la diferencia de esos valores es de 4,00. A partir de esta diferencia, podemos concluir que Agung Podomoro Tbk el 27 de enero de 2015 tuvo una tendencia alcista. Esta es una tabla 3.3 de datos

de las acciones de Agung Podomoro Tbk para los próximos 5 días después de que se utilizaran los 14 días anteriores como datos históricos.

Realizando una predicción utilizando el modelo de lógica difusa, el 23 de diciembre y el 22 de enero, también puede ser categorizado como impulso alcista. El 23 de enero, el valor de cierre fue de 421,00 y el valor de apertura del 21 de enero fue de 414,00, lo que supone una diferencia de 7,00. El 22 de enero, el valor de cierre fue de 417,00 y el valor de apertura del 21 de enero fue de 414,00, por lo que la diferencia es de 3,00.

4. Conclusiones

Se puede apreciar como el modelo Coreano presenta nuevos formatos de reglas difusas de modelos difusos óptimos para predecir los precios diarios y semanales de apertura, alta, baja y cierre del KOSPI. Los modelos FM I y FM II demostraron una predictibilidad fiable tanto en la modelización como en los datos de evaluación. En particular, los modelos FM II, en los que la parte consecuente consistía en la combinación lineal de logaritmos naturales de las variables antecedentes, fueron los más fiables y precisos. Los resultados muestran que la tendencia del mercado de valores puede predecirse a partir de los valores predichos de apertura, máximo, mínimo y cierre. El método propuesto también puede aplicarse a la predicción del precio de una acción individual, lo que puede ayudar al inversor a determinar los puntos de compra o venta de una acción.

Por su parte la investigación indonesia plantea un modelo que puede predecir el impulso de los próximos 5 días utilizando datos históricos de 14 días. Además, el modelo no sólo puede aplicarse para predecir el impulso del sector inmobiliario, sino que también puede aplicarse en otros sectores que cotizan en la Bolsa de Indonesia.

Referencias

- [1] Fuzzy models for predicting time series Stock Price Index, Heesoo Hwang
https://www.researchgate.net/publication/226085651_Fuzzy_Models_for_Predicting_Time_Series_Stock_Price_Index
- [2] A Fuzzy Logic Model to Forecast Stock Market Momentum in Indonesia's Property and Real Estate Sector ,H. K Penawar and Z. Rustam
<https://aip.scitation.org/doi/pdf/10.1063/1.4991229>
- [3] Fuzzy logic and financial risk. A proposed classification of financial risk to the cooperative sector ,Edisson Coba Molina & Jaime Fabián Díaz Cordova & Paúl Navarrete
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0186104217300955>
- [4] An Intelligent Trading System with Fuzzy Rules and Fuzzy Capital Management ,Rodrigo Naranjo & Albert Meco & Javier Arroyo & Matilde Santos
https://eprints.ucm.es/id/eprint/30730/1/JIS_FuzzyTradingSystem.pdf