

Análisis del comportamiento reológico de materiales base cemento con ligantes cuaternarios utilizando técnicas de programación genética

Rheological behaviour analysis of cement-based materials with quaternary binders using genetic programming techniques

Gemma Rojo López^a, Belén González Fonteboa^b, Juan Luis Pérez Ordóñez^c y
Fernando Martínez Abella^d

^a Dra. Ingeniera de Caminos, Canales y Puertos, Universidade da Coruña (UDC), Centro de Innovación Tecnológica en Edificación e Enxeñaría Civil (CITEEC). gemma.rojo@udc

^b Dra. Ingeniera de Caminos, Canales y Puertos, Universidade da Coruña (UDC), Centro de Innovación Tecnológica en Edificación e Enxeñaría Civil (CITEEC). Catedrática de Universidad, bfonteboa@udc.es

^c Dr. Ingeniero informático. Universidade da Coruña (UDC), Centro de Innovación Tecnológica en Edificación e Enxeñaría Civil (CITEEC). Titular de Universidad, ilperez@udc.es

^d Dr. Ingeniero de Caminos, Canales y Puertos, Universidade da Coruña (UDC), Centro de Innovación Tecnológica en Edificación e Enxeñaría Civil (CITEEC). Catedrático de Universidad, fmartinez@udc.es

RESUMEN

En este estudio se analizó la influencia de ligantes cuaternarios en el comportamiento reológico de pastas. Mediante el uso de la programación genética se pretende obtener una expresión para predecir el comportamiento de la viscosidad plástica y definir parámetros óptimos de dosificación. El modelo de predicción, obtenido mediante programación genética, presenta buenos índices estadísticos y se utilizó para realizar un análisis paramétrico para valorar la influencia de los nuevos materiales cementantes suplementarios concluyéndose que los parámetros con mayor efecto sobre el comportamiento en fresco de pastas son la demanda de agua y la interacción entre partículas.

ABSTRACT

In this study, the influence of quaternary binders on the rheological behaviour of pastes was analysed. Using genetic programming, the aim is to obtain an expression to predict the behaviour of plastic viscosity and to define optimal dosage parameters. The predicted model, obtained by genetic programming, presents good statistical indices and was used to perform a parametric analysis to assess the influence of the new supplementary cementitious materials, concluding that the parameters with the greatest effect on the fresh behaviour of pastes are the water demand and the interaction between particles.

PALABRAS CLAVE: Inteligencia artificial, materiales cementantes suplementarios, análisis paramétrico.

KEYWORDS: Artificial intelligence, supplementary cementitious materials, parametric analysis.

1. Introducción y objetivos

Los materiales cementantes suplementarios (SCM) son una amplia gama de materiales naturales o, comúnmente,

subproductos industriales utilizados para sustituir parte del clínker en la composición del ligante. El clínker es responsable de la mayor

parte del coste del cemento y de las emisiones de carbono, por lo que reducir su contenido tiene la doble ventaja de reducir tanto el coste de producción como su impacto medioambiental. Además, el uso de subproductos industriales favorece directamente la economía circular, dando así nuevos usos a materiales que de otro modo tendrían que ser procesados y eliminados como residuos[1].

En el campo de la ingeniería estructural y de los materiales, se han utilizado eficazmente técnicas de «*machine learning*» para generar modelos más precisos y fiables. Las técnicas de «*machine learning*» basadas en la inteligencia artificial predicen resultados utilizando una base de datos. Ejemplos del empleo de estas técnicas, centradas en la predicción de las propiedades del hormigón endurecido, se encuentran habitualmente en la literatura [2–5], y los investigadores han introducido progresivamente estas técnicas estadísticas para predecir las propiedades reológicas del hormigón [6–8].

Son muchas las técnicas inteligentes que pueden utilizarse para conocer el comportamiento de los materiales de base de cemento. Teniendo en cuenta sus características [9–11], se eligió la programación genética como la técnica más adecuada, ya que permite desarrollar una ecuación matemática explícita y ajustar las variables de diseño de nuevas mezclas basadas en estos modelos de predicción [4]. Además esta herramienta permite evaluar propiedades complejas que consideran muchas variables a modelizar [5].

Este trabajo forma parte de un estudio más amplio en el que se combinan el Diseño de Experimentos (DOE) y la programación genética (PG) para estudiar el comportamiento reológico de materiales base cemento [12,13] .

En este estudio se propone una amplia campaña experimental que diseña pastas utilizando las mismas materias primas e incorporando diversos subproductos como SCM con el objeto de confirmar que la programación genética puede utilizarse para

predecir el comportamiento en fresco de las mismas. También se pretende demostrar que la influencia de los ligantes cuaternarios que incorporan diversos subproductos sostenibles en el comportamiento en fresco de la pasta puede ser evaluada mediante el uso de programación genética y a través de un análisis paramétrico. Con estas herramientas se intentará analizar la influencia de los parámetros de diseño de las mezclas, así como de los nuevos subproductos incorporados.

2. Programa experimental

2.1 Materiales

Se utilizó cemento Portland CEM I 52,5 N-SR5 (CEM), metacaolín (MK), polvo de granito (GP) y ceniza de biomasa (BA). La Tabla 1 presenta las propiedades químicas de los materiales en polvo.

Tabla 1. Propiedades químicas de los materiales

	CEM	BA	GP	MK
SiO ₂	18.9	40.0	70.4	58.0
Al ₂ O ₃	6.3	16.6	15.2	36.8
Fe ₂ O ₃	2.7	5.5	2.0	1.2
CaO	59.9	10.2	1.0	0.075
K ₂ O	1.9	6.9	5.5	2.1
Na ₂ O		1.6	3.7	
MgO	1.6	2.8	0.35	0.18
SO ₃	3.5	2.4		0.058
LOI	4.3	2.7	1.0	0.7

La Figura 1 y la Figura 2 muestran las curvas granulométricas de los materiales en polvo medida por difracción láser y las imágenes SEM (a-cemento, b-ceniza de biomasa, c-polvo de granito, d-metacaolín). Se observa que, mientras que el cemento y el metacaolín presentaban un grado de finura similar, la ceniza de biomasa y el polvo de granito eran más gruesos y más finos que el cemento, respectivamente.

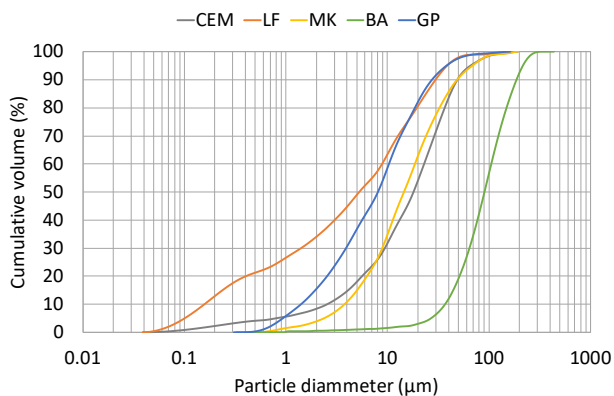


Figura 1. Curvas granulométricas materiales

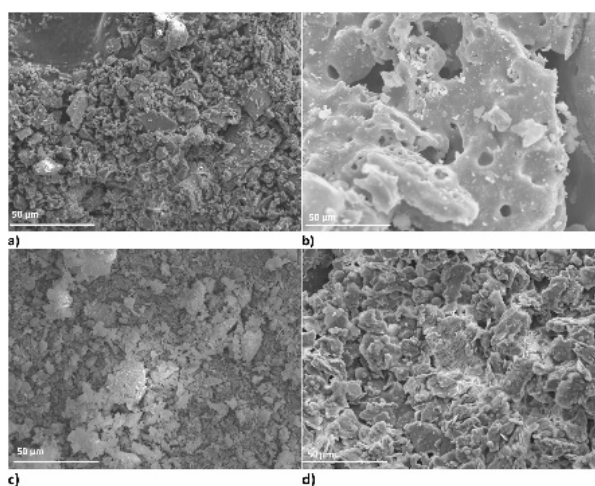


Figura 2. Imágenes SEM materiales

El polvo de granito es un subproducto procedentes de la extracción y fabricación de rocas ornamental graníticas, mientras que la ceniza de biomasa utilizada en este trabajo se trata de un subproducto del sector maderero [13]. Además, se utilizó metacaolín como material puzolánico.

Finalmente, en el diseño de la mezcla se utilizó agua potable y un superplastificante a base de policarboxilato.

2.2 Mezclas

El diseño de las 25 mezclas de pasta analizadas se basó en un plan de diseño compuesto central (CCD) basado en la técnica de diseño de experimentos (DOE) y utilizado en un estudio anterior para analizar la trabajabilidad de mortero autocompactante [13]. Se utilizaron las

variables independientes que se muestran en la Tabla 2. Además, se fijó una relación entre el metacaolín y el cemento en peso ($mk/c=0.20$). Estas variables, junto con la densidad de empaquetamiento, se utilizaron para desarrollar el entrenamiento de programación genética. La composición de la mezcla de las pastas obtenidas con el plan CCD se incluye en la Tabla 3.

Tabla 2. Variables independientes

Variables independientes	Rango
V_w/V_p	0.75–0.95
w/c	0.4–0.6
Sp/p	0.015–0.017
ash/c	0.1–0.2

Donde.

V_w/V_p : relación en volumen de agua/polvo

w/c : relación en peso de agua/cemento.

Sp/p : relación en peso de superplastificante/polvo

ash/c : relación en peso de cenizas de biomasa/cemento.

2.3 Protocolo de ensayo

Las mezclas de pasta se prepararon en amasadas de 1.7 l en una amasadora conforme a la norma EN 196-1[14] y con el orden descrito en la Figura 3.

Los materiales en polvo se mezclaron con un 80% de agua de amasado a una velocidad lenta y continua (140 ± 5 rpm) durante 1 min. A continuación, se detuvo la rotación para eliminar el material adherido a las paredes de la amasador y se reinició el mezclado durante 1 min. A continuación, se incorporaron el superplastificante y el agua restante. La pasta se mezcló durante dos minutos más y se dejó reposar durante 2 min. Por último, la pasta se mezcló durante un periodo adicional de 2 min a alta velocidad (285 ± 10 rpm).

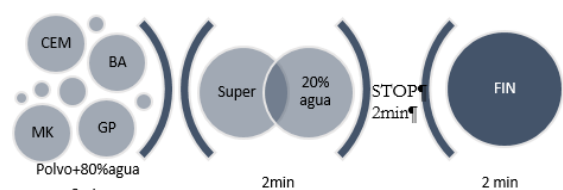


Figura 3. Protocolo de amasado

Tabla 3. Dosificación de las mezclas (kg/m³)

Ref	CEM	MK	BA	GP	Sp	Water
Ci(i=1-6)	1556.1	311.2	233.4	535.9	42.2	744.5
F1	1672.5	334.5	209.0	500.0	42.1	719.1
F2	1782.9	356.5	222.9	224.7	40.1	770.3
F3	1368.5	273.7	171.0	882.2	41.7	719.3
F4	1458.8	291.7	182.3	632.2	39.7	770.6
F5	1672.1	334.4	209.0	499.9	44.8	716.7
F6	1782.5	356.5	222.8	224.7	42.6	768.1
F7	1368.1	273.6	171.0	882.0	44.4	717.0
F8	1458.4	291.6	182.3	632.1	42.3	768.4
F9	1672.5	334.5	292.7	413.7	42.0	719.1
F10	1782.9	356.5	312.0	132.8	40.0	770.4
F11	1368.5	273.7	239.5	811.7	41.7	719.4
F12	1458.8	291.7	255.3	557.0	39.7	770.7
F13	1672.1	334.4	292.6	413.6	44.7	716.8
F14	1782.5	356.5	311.9	132.8	42.6	768.1
F15	1368.1	273.6	239.4	811.5	44.4	717.0
F16	1458.4	291.6	255.2	556.9	42.2	768.4
CC1	1451.2	290.2	217.6	814.5	44.3	690.2
CC2	1650.3	330.0	247.5	285.6	40.2	793.1
CC3	1945.1	389.0	291.7	36.8	42.6	744.1
CC4	1296.8	259.3	194.5	868.5	41.9	744.6
CC5	1556.5	311.3	233.4	535.9	39.5	746.7
CC6	1555.7	311.1	233.3	535.7	44.8	742.1
CC7	1556.1	311.2	155.6	616.1	42.2	744.4
CC8	1556.1	311.2	311.2	455.6	42.1	744.4

La caracterización reológica se llevó a cabo con el Viskomat NT, que es un reómetro rotacional con pala en forma de ventana y cuya geometría está adaptada a la granulometría máxima de los materiales sólidos.

La viscosidad plástica (Pa s) de la pasta, obtenida a partir del ensayo de curva de flujo (FCT) descrito en la Figura 4, se midió a los 30 minutos tras el contacto agua-cemento. Viskomat NT midió los parámetros en unidades relativas, y la conversión a parámetros absolutos se obtuvo aplicando el enfoque de integración del problema inverso de Couette del fluido de Herschel-Bulkley [4]. El valor de la viscosidad

plástica se obtuvo en unidades absolutas a partir del FCT aplicando el modelo de Herschel-Bulkley, obteniéndose así el valor de la viscosidad para una velocidad de 100rpm.

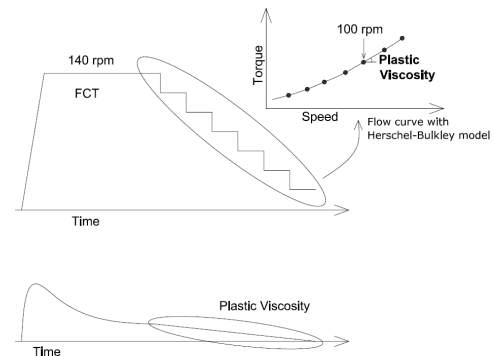


Figura 4. Ensayo de curva de flujo (FCT)

3 Programación genética

Para analizar los resultados del comportamiento reológico obtenidos a partir del programa experimental se utilizó la técnica de programación genética. Esta técnica se incluye en una sub-rama de la IA denominada informática evolutiva, que se basa en técnicas de búsqueda inspiradas en la evolución de las especies. Según la teoría de la evolución de Darwin, el individuo mejor adaptado tiene más probabilidades de perpetuarse (principio de la selección natural de las especies)[15].

La PG funciona del siguiente modo: se genera aleatoriamente un conjunto de soluciones (población) y se evalúa su adaptación al entorno (función de aptitud). En la siguiente iteración, se crean nuevos individuos a partir de los individuos de la iteración anterior mediante algoritmos de selección, mutación y cruce. El conjunto de individuos generados en cada iteración se denomina generación.

El proceso finaliza cuando se alcanza un criterio de terminación: 1) cuando se obtiene el ajuste requerido, o 2) cuando se alcanza el número máximo de generaciones establecido. Se puede encontrar más información sobre esta técnica en Pérez et al. [3].

3.1 Ajustes de la programación genética

Tras realizar las pruebas iniciales, se fijaron los siguientes parámetros por defecto: Población de 1000 individuos, tasa de cruce del 80%, probabilidad de mutación del 20% y tasa de selección no terminal del 90%. Los algoritmos utilizados fueron los siguientes «torneo» para la selección, “intermediario” para la creación de cruces y “subárbol” para la mutación. Asimismo, se utilizó un enfoque elitista: si no se obtenía el individuo con el mejor ajuste, se conservaba el mejor individuo de la generación anterior. El factor de parsimonia se fijó en 0,001, y el tamaño máximo del árbol se limitó a 9 nodos de profundidad para obtener expresiones fáciles. El tamaño inicial del árbol y la posición máxima para la mutación se fijaron en 6 nodos.

Los operadores suma, resta y producto se eligieron como nodos no terminales. Asimismo, las variables de diseño incluidas en la Tabla 2 (V_w/V_p , w/c , Sp/P y ash/c) y los números enteros se fijaron como nodos terminales. Se utilizó, para la programación, una estructura de ecuación como la siguiente:

$$PV = \frac{Rama_0}{Rama_1} \cdot \left(\frac{V_w}{V_p} \right)^{Rama_2} \quad (1)$$

Se establecieron las siguientes restricciones para cada rama:

- Rama0: podía contener cualquier variable de entrada y los operadores suma, resta y producto (nodos no terminales).
- Rama1: puede contener cualquier variable de entrada, evitando V_w/V_p , así como los operadores de suma, resta y producto.
- Rama2: era una constante mayor que 2.

El rendimiento de los modelos finales se comprobó midiendo cuatro indicadores estadísticos: 1) el error cuadrático medio (MSE), 2) el error medio (MAE), 3) el cuadrado del coeficiente de correlación producto-momento de Pearson (R^2) y 4) el coeficiente de variación (COV) [3].

3.2 Base de datos

El conjunto de datos se obtuvo de la campaña experimental. Los datos, Tabla 4, se dividieron en dos conjuntos: 27 mezclas de pasta se utilizaron para el entrenamiento y las 3 restantes para la prueba. Dado el error intrínseco asociado a la prueba, las mezclas C_i con variables de entrada idénticas dieron resultados de salida diferentes.

Tabla 4. Base de datos

	Ref	Viscosidad Plástica (Pa s)	Tensión de flujo (Pa)
Entrenamiento	C1	5.5	2.8
	C2	4.8	2.7
	C3	7.0	2.9
	C4	5.9	3.1
	C5	5.5	3.2
	F1	11.1	4.2
	F2	2.7	2.0
	F3	9.5	4.5
	F4	3.6	2.0
	F5	12.1	4.4
	F6	2.4	1.8
	F7	8.4	4.4
	F8	3.4	1.8
	F9	8.1	4.5
	F10	2.1	1.8
	F12	3.1	1.9
	F13	7.5	4.2
	F14	2.1	1.7
	F15	9.6	4.4
	F16	3.8	2.3
Test	CC2	1.3	1.1
	CC4	7.0	2.8
	CC5	5.3	2.9
	CC6	5.4	2.7
	CC7	6.7	2.8
	CC8	3.3	2.1
	C6	5.9	3.0
	F11	8.7	5.1
	CC3	3.9	2.8

3.3 Ecuación ajustada

Tras el entrenamiento se obtuvo la Ecuación 2 que se estructura como operadores de suma de variables con interacciones lineales y cuadráticas de las variables independientes.

$$PV = \frac{\text{Branch}_0}{\text{Branch}_1} \cdot \left(\frac{V_w}{V_p} \right)^2$$

Donde:

$$\begin{aligned} \text{Branch}_0 &= \left(1 - \frac{V_w}{V_p} \right) \cdot \left(\left(1 - \frac{V_w}{V_p} \right) \cdot (54 - \text{Packing}) \cdot \left(10 \cdot \frac{ash}{c} + 6 \right) + 336 \cdot \left(1 - 2 \cdot \frac{w}{c} \right) \cdot \right. \\ &\quad \left. \left(-2 \cdot \frac{Sp}{p} - 9 \cdot \frac{ash}{c} + 1 \right) - 3 \right) \\ \text{Branch}_1 &= \frac{ash}{c} \cdot \left(-12 \cdot \frac{ash}{c} + 24 \cdot \frac{w}{c} - 3 \right) \end{aligned} \quad (2)$$

Todas las variables independientes se utilizaron para predecir la viscosidad plástica.

Según los indicadores estadísticos (Tabla 5), todas las ecuaciones resultaron adecuadas para predecir los parámetros con precisión, ya que V_{exp}/V_{pred} siempre se aproximaron a 1, los valores de MSE fueron bajos y R^2 fue elevado.

Tabla 5. Índices estadísticos

	PV	YS
COV	21.99	11.82
V_{exp}/V_{pred}	1.04	1.02
Max (exp/pred)	1.85	1.31
Min (exp/pred)	0.67	0.63
R^2	0.94	0.96
MSE	0.44	0.10
MAE	0.56	0.24

4. Análisis paramétrico

Las ecuaciones pueden utilizarse para estudiar la influencia de las variables independientes en las propiedades reológicas de la pasta mediante el desarrollo de un análisis paramétrico.

Se analiza la influencia de $V_{CEM}+V_{MK}/V_P$ en los valores de viscosidad (Figura 5): cuando el volumen de agua es elevado (V_w/V_p es 0.94), al aumentar el volumen de polvo activo, el valor de viscosidad se reduce en un 72.6%. En este caso, como la demanda de agua no es un problema, al aumentar los polvos activos (reduciendo así los que tienen partículas con malas propiedades geométricas, es decir, BA y GP) se reduce la viscosidad. Sin embargo, cuando el volumen de

agua es bajo (V_w/V_p es 0.78), el aumento de los polvos activos lleva la viscosidad a 13 Pa s (lo que supone un aumento de aproximadamente el 41%).

En la Figura 6, se analizan los cambios en la viscosidad cuando se modifica la ceniza de biomasa (cambiando el volumen de polvo activo y de polvo de granito). De acuerdo con el resultado anterior, cuando el volumen de agua es alto, al aumentar la ceniza de biomasa aumenta la viscosidad porque desaparece el efecto de la demanda de agua, siendo el efecto de la forma de la partícula el que domina el comportamiento. Cuando el volumen de agua es bajo, al aumentar la ceniza de biomasa (lo que significa una reducción del polvo activo y del polvo de granito), los valores de viscosidad plástica se reducen en un 59.8% porque también se reduce la demanda de agua.

La Figura 7 muestra el efecto del polvo de granito en la viscosidad. En este caso, la viscosidad aumenta siempre que se incrementa el contenido de polvo de granito. Cuando el contenido de agua es alto, los aumentos rondan el 55.3%, así como el 0.6% cuando el contenido de agua es bajo.

La Figura 8 permite examinar mejor el impacto del GP en la viscosidad plástica en comparación con el impacto de la ceniza de biomasa. Esta figura se construye fijando el volumen de polvo activo ($V_{CEM}+V_{MK}/V_P$) en 0.74, y el volumen de polvo inactivo ($V_{BA}+V_{GP}/V_P$) en 0.244. La relación V_{BA}/V_{GP} se hace variar entre 0.2 y 2.3.

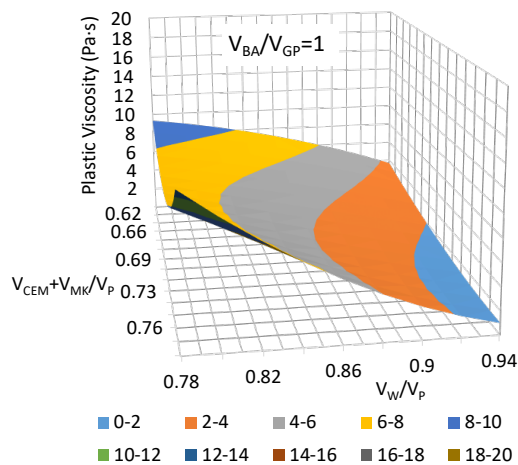


Figura 5. influencia de $(V_C + V_{MK})/V_P$ en la viscosidad plástica

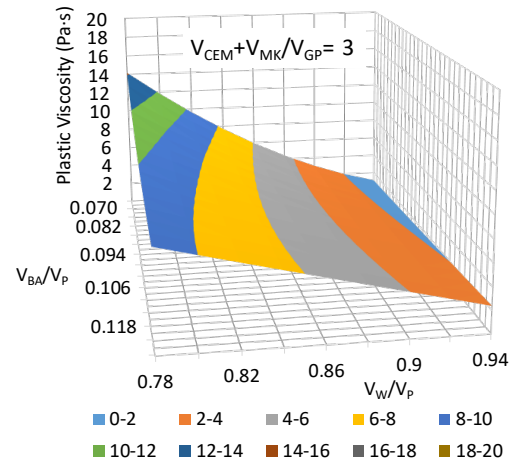


Figura 6. influencia de V_{BA}/V_P en la viscosidad plástica

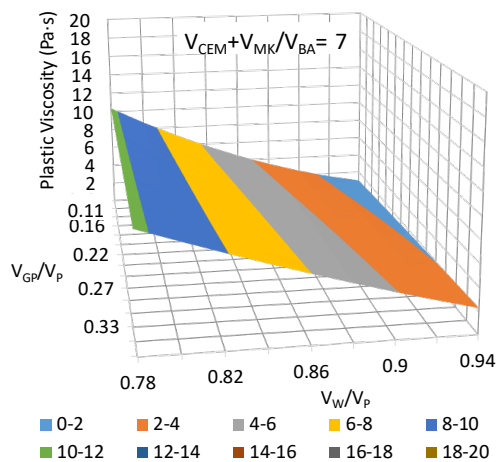


Figura 7. influencia de V_{GP}/V_P en la viscosidad plástica

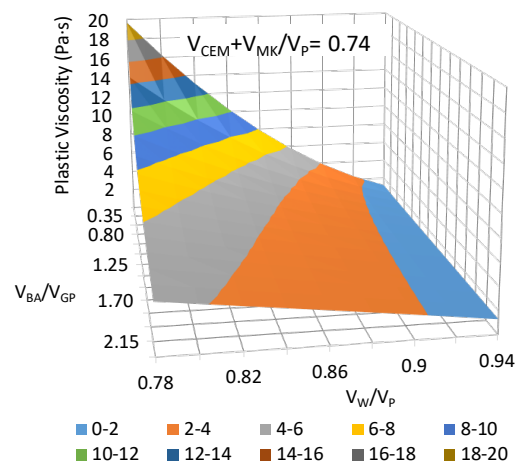


Figura 8. influencia de V_{BA}/V_{GP} en la viscosidad plástica

Se observa que la viscosidad plástica se ve afectada positivamente por el aumento de la ceniza de biomasa (lo que supone una disminución del contenido de polvo de granito). El aumento de la ceniza de biomasa cuando el volumen de agua es bajo reduce significativamente la variable de 32 a 4 Pa s (86.1%). Cuando el contenido de agua es alto, la viscosidad plástica se reduce en un 2.8%.

Por último, todas las cifras muestran que, independientemente de la composición del ligante, cuando se modificaba el volumen de agua, todos los parámetros en fresco cambiaban

significativamente, lo que indica que éste es el parámetro más importante que afecta al comportamiento en fresco.

La Figura 9 resume cómo afectan a las propiedades en fresco de las pastas el volumen de agua y la variación del volumen de los materiales en polvo utilizados como subproductos en la composición del ligante. Se observa que, cuando el contenido de agua es bajo, el efecto de la demanda de agua es dominante, por lo que la disminución de los polvos activos supone, en general, una disminución de la viscosidad.

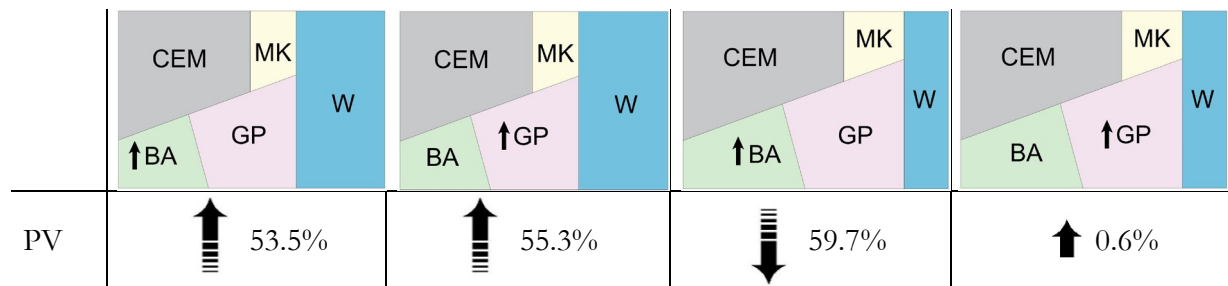


Figura 9. Efecto en las propiedades de la pasta.

Esto ocurre cuando los polvos activos se sustituyen por cenizas de biomasa; sin embargo, cuando se utiliza polvo de granito como sustituto, la viscosidad aumenta ligeramente.

Si el volumen de agua es elevado, al disminuir el volumen de polvo activo (aumentando las partículas con malas propiedades geométricas, ya fueran BA o GP) aumenta el valor de la viscosidad, lo que significaba que este parámetro se ve bastante afectado por la interacción de las partículas.

5. Conclusiones

Este estudio desarrolla un plan experimental de 25 mezclas de pastas desarrolladas mediante un diseño compuesto central con ligantes cuaternarios. Se ha aplicado programación genética a los resultados concluyendo que esta técnica, a diferencia de otras técnicas de computación evolutiva, ha permitido comprender el comportamiento en fresco de las pastas de cemento y traducirlo en expresiones matemáticas o modelos predictivos que relacionan explícitamente las variables utilizadas con las propiedades medidas en los ensayos experimentales. De esta forma, se ha obtenido un modelo adecuado de predicción de la viscosidad plástica (PV) cuyo funcionamiento ha sido confirmado con parámetros estadísticos.

Utilizando este modelo se ha realizado un análisis paramétrico para evaluar la influencia del parámetro principal de mezcla y de los nuevos

subproductos sobre la viscosidad plástica, obteniéndose las siguientes conclusiones:

- El parámetro más importante que afecta a la viscosidad plástica es la ratio V_W/V_P ya que su modificación supone que esta propiedad cambie significativamente.
- El polvo de granito, con partículas cuyas propiedades geométricas eran peores que las de la ceniza de biomasa, afecta más negativamente a la viscosidad plástica de la pasta que la ceniza de biomasa (se observan reducciones significativas en viscosidad plástica cuando se incorporan cantidades elevadas de este subproducto).

Por último, la programación genética es una herramienta eficaz para analizar la influencia de numerosos parámetros en el comportamiento en fresco de los materiales de base cemento y permite a los ingenieros ajustar modelos para su estudio. Este tipo de herramientas se sugiere especialmente cuando el diseño de morteros/hormigones incluye nuevas materias primas.

Agradecimientos

Este estudio forma parte de dos proyectos titulados: «Diseño de hormigones sostenibles para impresión 3D basado en la reología y en el control de propiedades muy tempranas (Eco3DConcrete)- PID2020-115433RB-I00», “Diseño de prefabricados de hormigón incorporando estrategias sostenibles de autorreparación para aumentar su vida útil (PREHEALING)- PDC2021-121660-I00” y

“Aprovechamiento de los efectos sinérgicos entre la impresión 3D y las tecnologías de autorreparación para el diseño de hormigones sostenibles y duraderos (3DHealConcrete) - TED2021-129757B-I00” financiados por el MINECO.

Referencias

- [1] K.L. Scrivener, V.M. John, E.M. Gartner, Eco-efficient cements: Potential economically viable solutions for a low-CO₂ cement-based materials industry, *Cem. Concr. Res.* 114 (2018) 2–26. <https://doi.org/10.1016/j.cemconres.2018.03.015>.
- [2] R. Saleh Ahari, T. Kemal Erdem, K. Ramyar, Effect of various supplementary cementitious materials on rheological properties of self-consolidating concrete, *Constr. Build. Mater.* 75 (2015) 89–98. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2014.11.014>.
- [3] J.L. Pérez, A. Cladera, J.R. Rabuñal, F. Martínez-Abella, Optimization of existing equations using a new Genetic Programming algorithm: Application to the shear strength of reinforced concrete beams, *Adv. Eng. Softw.* 50 (2012) 82–96. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2012.02.008>.
- [4] G. Abdollahzadeh, E. Jahani, Z. Kashir, Genetic Programming Based Formulation to Predict Compressive Strength of High Strength Concrete, *Civ. Eng. Infrastructures J.* 50 (2017) 207–219. <https://doi.org/10.7508/cej.2017.02.001>.
- [5] I. González-Taboada, B. González-Fontebo, F. Martínez-Abella, J.L. Pérez-Ordóñez, Prediction of the mechanical properties of structural recycled concrete using multivariable regression and genetic programming, *Constr. Build. Mater.* 106 (2016) 480–499. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2015.12.136>.
- [6] C. Jin, Y. Qian, S. Ayub Khan, W. Ahmad, F. Althoe, B. Saad Alotaibi, M. Awad Abuhussain, Investigating the feasibility of genetic algorithms in predicting the properties of eco-friendly alkali-based concrete, *Constr. Build. Mater.* 409 (2023) 134101. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2023.134101>.
- [7] I. Navarrete, I. La Fé-Perdomo, J.A. Ramos-Grez, M. Lopez, Predicting the evolution of static yield stress with time of blended cement paste through a machine learning approach, *Constr. Build. Mater.* 371 (2023). <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2023.130632>.
- [8] I. Navarrete, Y. Kurama, N. Escalona, M. Lopez, Impact of physical and physicochemical properties of supplementary cementitious materials on structural build-up of cement-based pastes, *Cem. Concr. Res.* 130 (2020) 105994. <https://doi.org/10.1016/j.cemconres.2020.105994>.
- [9] I.-C. Yeh, Modeling slump flow of concrete using second-order regressions and artificial neural networks, *Cem. Concr. Compos.* 29 (2007) 474–480. <https://doi.org/10.1016/j.cemconcomp.2007.02.001>.
- [10] T. Ji, T. Lin, X. Lin, A concrete mix proportion design algorithm based on artificial neural networks, *Cem. Concr. Res.* 36 (2006) 1399–1408. <https://doi.org/10.1016/j.cemconres.2006.01.009>.
- [11] M.I. Shah, M.F. Javed, F. Aslam, H. Alabduljabbar, Machine learning modeling integrating experimental analysis for predicting the properties of sugarcane bagasse ash concrete, *Constr. Build. Mater.* 314 (2022) 125634. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2021.125634>.
- [12] G. Rojo-López, B. González-Fontebo, J. Luis Pérez-Ordóñez, F. Martínez-Abella,

Parametric analysis in sustainable self-compacting mortars using genetic programming, *Constr. Build. Mater.* 404 (2023).

<https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2023.133189>.

- [13] G. Rojo-López, S. Nunes, B. González-Fonteboa, F. Martínez-Abella, Quaternary blends of portland cement, metakaolin, biomass ash and granite powder for production of self-compacting concrete, *J. Clean. Prod.* 266 (2020) 121666.
<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121666>.
- [14] AENOR, UNE -EN 196-1. Cement Test Methods. Part 1: Determination of Mechanical Resistances (in Spanish), Madrid, Spain, 2005.
- [15] J. Murray, C. Books, *On the Origin of Species by Means of Natural Selection, or the Preservation of Favoured Races in the Struggle for life*, (1859).
<https://diginole.lib.fsu.edu/islandora/object/fsu:750821> (accessed October 12, 2023).