

Trabajo Fin de Grado
Grado en Ingeniería de las Tecnologías
Industriales

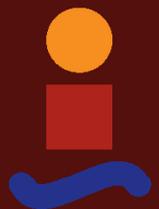
Algoritmo genético para el diseño de carteras de
inversión en bonos soberanos

Autor: Rafael Cruz Gargallo

Tutor: Pablo Cortés Achedad

**Dep. Organización Industrial y Gestión de
Empresas II
Escuela Técnica Superior de Ingeniería**

Sevilla, 2015



Trabajo fin de grado: Algoritmo genético para el diseño de carteras de inversión en bonos soberanos.

Autor: Rafael Cruz Gargallo

Proyecto Fin de Máster: Algoritmo genético para el diseño de carteras de inversión en bonos soberanos

Autor: Rafael Cruz Gargallo
Tutor: Pablo Cortés Achedad

El tribunal nombrado para juzgar el Proyecto arriba indicado, compuesto por los siguientes miembros:

Presidente:

Vocales:

Secretario:

Trabajo fin de grado: Algoritmo genético para el diseño de carteras de inversión en bonos soberanos.

Autor: Rafael Cruz Gargallo

Acuerdan otorgarle la calificación de:

Sevilla, 2013

El Secretario del Tribunal

TRABAJO DE FIN DE GRADO

Algoritmo genético para el diseño de carteras de inversión en bonos soberanos

Autor: Rafael Cruz Gargallo

Tutor: Pablo Cortés Achedad

DNI: 77822407-K

G.I.T.I

Índice general

Índice general.....	Pág. 5
Notación	Pág.7
Objeto del proyectoPág.8
1. Introducción.....	Pág. 10
2. Antecedentes históricos	Pág. 11
2.1Causas.....	Pág. 11
2.2Hipoteca subprime	Pág.12
2.3Primeros pasos de la crisis	Pág.12
2.4Causas de extensión más allá de E.E.U.U.....	Pág.13
3. Selección de la cartera de países.....	Pág.15
4 .Modelos para gestión del riesgo	Pág.27
4.1. Portafolio de inversión.....	Pág.27
4.2 Teoría de Markowitz.....	Pág.29
4.2.1 Mediciones de rendimientos de la cartera de inversión	Pág.29
4.2.2 Mediciones de riesgo de la cartera de inversión	Pág.30
5. Modelo de optimización multicriterio	Pág.34
6 Algoritmo genético	Pág.37
6.1 Fundamentos de los algoritmos genéticos	Pág.37
6.2 Procedimiento general seguido por un algoritmo genético	Pág.38
6.3 Aplicación al problema de inversión	Pág.41
7 Diagramas de flujo	Pág.45
7.1. Crear vector	Pág.46
7.2 Comprobar y modificar pág	Pág.49
7.3.Calcular <i>fitness</i>	Pág.51
7.3.1 Calcular <i>fitness</i> (1)	Pág.51

7.3.2 Calcular <i>fitness</i> (2)	Pág.52
7.4. Probabilidades	Pág.54
7.5 Crear matriz.....	Pág.57
7.6 Cruce.....	Pág.59
7.6.1 Entrada a cruce	Pág.59
7.6.2 Ejecución de cruce.....	Pág.62
7.7 Mutación.....	Pág.65
7.8 Proceso final con iteraciones.....	Pág. 68
8. Calibración del algoritmo.....	Pág.72
8.1 Calibración de la población.....	Pág.73
8.2 Calibración del número de iteraciones.....	Pág. 77
8.3 Calibración de la probabilidad de mutación y cruce.....	Pág. 81
9. Análisis de los resultados alcanzados.....	Pág. 85
9.1Análisis del problema para horizonte de largo plazo.....	Pág.87
9.2. Análisis del problema para horizonte de medio plazo.....	Pág.94
9.3 Análisis del problema para horizonte de corto plazo.....	Pág.101
10 Conclusiones.....	Pág.110
11 Referencias.....	Pág.112

Notación

w_i : Porcentaje invertido en el bono del país i .

α : Parámetro que pondera tanto en el MENB como en el MPI el riesgo.

β : Parámetro que pondera tanto en el MENB como en el MPI el rendimiento.

R_i : Término que hace referencia al rendimiento del bono i .

T.F.G: Trabajo de Fin de Grado.

A.G.: Algoritmo Genético.

L/P: Horizonte temporal a Largo Plazo, diez años para este problema.

M/P: Horizonte temporal a Medio Plazo, tres años para este problema.

C/P: Horizonte temporal a Corto Plazo, seis meses para este problema.

FMI: Fondo Monetario Internacional.

UE: Unión Europea

MENB: Modelo con Especificación en el número de bonos.

MPI: Modelo de Porcentajes de Inversión.

BCE: Banco Central Europeo.

OBJETO DEL PROYECTO

El objetivo del proyecto, es el diseño de la cartera óptima de inversión en bonos soberanos, de forma que se construya una cartera de inversión que maximice el compromiso de maximizar el rendimiento a la vez que se reduce el riesgo de la misma, mediante una función objetivo multicriterio.

Para ello se construye un modelo de optimización, que posteriormente se resuelve mediante la implementación de un A.G. .

Para ello, se tomaron datos reales desde Enero de 2007 (aproximadamente, el inicio de la actual crisis económica), hasta Diciembre 2011, a fin de realizar la previsión de la inversión para 2012.

A partir del modelo de optimización matemático, el objetivo del algoritmo es determinar dónde invertir, y en qué cantidades. Además se consideró la posibilidad de invertir tanto a corto, como medio como a largo plazo. Llevando a cabo distintas variantes de problemas a resolver.

Las soluciones obtenidas proporcionarán qué tantos porcentos invertir en que países y en qué plazos, pero manteniendo ciertos márgenes de libertad. Es decir, se podría invertir algo más de la inversión total fijada en el instante inicial y algo menos, de modo que la gama de soluciones se plantease más amplia.

El método de resolución basado en A.G., por ser un proceso metaheurístico, no aseguraría el óptimo, pero sí soluciones competentes.

Como es un método iterativo de crear soluciones, a medida que el programa funcione más tiempo, obtendrá mejores soluciones.

En el resto del documento se realiza lo siguiente: en el capítulo primero, una introducción acerca del contenido del trabajo, además de las razones por las que se ha llevado a cabo dicho trabajo, con la finalidad, y el alcance del mismo. Posteriormente, en el segundo capítulo, se hace una introducción histórica definiendo el ámbito del problema. De manera consecutiva, en el capítulo tercero, se procede a una explicación de la cartera de países, tanto la cartera base, como la escogida. En el capítulo cuarto, se procede a explicar algunos modelos teóricos de optimización del riesgo. Posteriormente, en el capítulo quinto, se comenta y explica el modelo desarrollado. En el capítulo sexto, se detalla una introducción teórica del A.G. y la aplicación de este al problema de carteras de inversión. En el capítulo séptimo, se procede a una representación de diagramas de flujo basados en las funciones desarrolladas en MATLAB, así como la explicación de los mismos. Posteriormente, en el capítulo octavo, se desarrollan los procesos seguidos para calibrar el algoritmo de manera experimental. A continuación, en el capítulo noveno, se analizan los resultados

Trabajo fin de grado: Algoritmo genético para el diseño de carteras de inversión en bonos soberanos.

Autor: Rafael Cruz Gargallo

mediante una comparativa con un problema similar resuelto mediante SOLVER. Por último, se lleva a cabo una conclusión acerca del Trabajo de Fin de Grado.

Como objetivo fundamental se destaca estudiar el comportamiento del A.G. en un problema real, con variables tanto binarias como fraccionarias. Siendo objeto de comparación con problemas resueltos mediante métodos que aseguran el óptimo.

1. Introducción

Las razones que han fundamentado la realización de este T.F.G. han sido principalmente el análisis y la comparación de las metaheurísticas con programas de optimización.

En este caso, la metaheurística escogida es el A.G.. Llevado a cabo a través de funciones en MATLAB. Mediante una aplicación de dicho algoritmo con variables binarias y fraccionarias, se ha procedido a la comparativa con un modelo similar resuelto mediante SOLVER. De modo, se comparan directamente soluciones experimentales del algoritmo con soluciones óptimas para un problema similar.

El problema se ubica en periodos en los que la economía estaba en una situación crítica y las oscilaciones en el mercado eran bastante considerables. Comprobando así que la respuesta del A.G. funcionase incluso en situaciones poco estables.

Las limitaciones con las que cuenta el problema resuelto son las que lleva implícitas el A.G. Al ser un método iterativo basado en probabilidades y en fusiones de soluciones, el óptimo no quedaría asegurado en ningún momento, pero permite obtener soluciones adecuadas y de calidad en un plazo de resolución válido para la actuación en tiempo real.

2. Antecedentes históricos.

El marco de desarrollo del proyecto se ubica en el periodo que correspondió con la crisis económica y financiera de los años 2007 a 2013.

Todo comenzó con la explosión de la burbuja inmobiliaria motivada por las existencias de las hipotecas subprime americanas.

A continuación se explicarán varios factores que fueron claves durante aquel periodo, como pueden ser: las causas originarias de la burbuja inmobiliaria, qué son las hipotecas subprime, cuáles fueron otras posibles causas de la crisis, y cómo se expandió fuera de E.E.U.U.

2.1. Causas

El escenario de la burbuja inmobiliaria se dio en el comienzo del siglo XXI, cuando empezaron los problemas con las denominadas empresas puntocom, así como los atentados del 11S.

Con esta situación, en Estados Unidos, se intentó movilizar la economía con políticas expansivas para motivar que hubiera un mayor movimiento económico. Activando así una economía que estaba perdiendo potencia. La principal herramienta utilizada fue bajar los tipos de interés a niveles muy bajos.

Con intereses tan bajos, la compra-venta de viviendas se empezó a convertir en un negocio que permitía alcanzar significativos rendimientos. Esto originó que los precios de las viviendas subieran por encima de su valor real. Los inversores lo apreciaron como un vehículo para ganar dinero.

Además otro factor a tener en cuenta fue, que los movimientos de dinero por parte de los compradores provenían en gran parte de las hipotecas. Esto producía un apalancamiento muy alto, ya que la cantidad de dinero que ponía el inversor era mínima, aunque el rendimiento aumentaba. Un problema fácilmente distinguible fue que aumentó considerablemente la probabilidad de estar en situación de incapacidad de realizar los pagos pertinentes.

2.2. Hipoteca subprime

En E.E.U.U. las concesiones de hipotecas se llevan a cabo siguiendo unas puntuaciones. Dichas puntuaciones están en proporción a los niveles de ingresos del individuo y a su puntualidad a la hora de los pagos.

Durante aquel periodo, los bancos redujeron las exigencias a la hora de conceder hipotecas. Concediéndoselas a inversores con puntuaciones bastante por debajo de lo que era habitual.

Estas hipotecas tenían gran riesgo de impago, por contraposición el interés que el banco fijaba era bastante más elevado que en condiciones normales, generando situaciones poco estables. Los clientes que se acogían a estas hipotecas tenían una solvencia limitada, lo que disparaba la dificultad de la situación.

Aun así, la situación era bastante ventajosa en aquel momento para todos los participantes. Desde el punto de vista de los bancos, ellos obtenían unas rentabilidades mayores debido a la subida de los intereses. Y sus clientes al ser individuos con poca solvencia y una situación económica cuestionable, también estaban satisfechos debido a que entraban en el mercado de las inversiones, obteniendo beneficios sin tener que aportar capital propio, el cual era bajo o inexistente.

2.3. Primeros pasos de la crisis.

Entre 2004 y 2006 sucedió un evento que lanzó el inicio de la crisis.

La Reserva Federal americana subió los tipos de impuestos, llegando a pasar del 1% al 5% aproximadamente. Esta medida, tuvo su base en contener la inflación, la cual crecía a ritmos descontrolados ya que el movimiento del mercado de la vivienda había hecho que los precios, en este sector sobre todo, fueran creciendo y creciendo sin ningún tipo de pauta.

A posteriori, sucedió algo que no contemplaron desde la Reserva Federal.

El interés de las hipotecas antes mencionadas, tenía una parte dependiente del interés fijado por el banco central, el cual hizo que aumentara el interés de dichas hipotecas.

Al aumentar el interés, aumentaron por consecuencia directa los pagos a realizar por los consumidores de dichos préstamos. Este interés hizo que un porcentaje muy alto de los endeudados no pudieran pagar, disparándose los impagos y las ejecuciones hipotecarias.

Esta falta de pagos, produjo que muchas entidades empezaran a tener problemas de liquidez. Esto se tradujo en dificultades de pago y dificultades para nuevas financiaciones.

El paso que complicó la situación realmente, fue cuando esta crisis, afectó a la bolsa y a los índices bursátiles. La bolsa cayó drásticamente. Además hubo algunos factores que favorecieron esta situación caótica, como pudo ser el incremento del precio del barril de petróleo, el aumento de la inflación o el estancamiento del crédito.

2.4. Causas de extensión de crisis más allá de E.E.U.U.

La globalización en el ámbito económico produjo una rápida expansión de las tensiones. Lo que incrementó y agilizó que la situación fuera cada vez más caótica.

Esta situación se expandió con bastante rapidez. Lo que en un principio se pensó que sería solo falta de liquidez, fue una de las crisis económicas más destacadas de los últimos tiempos.

Europa se vio afectada en primera instancia debido a los créditos subprime de E.E.U.U. La rápida afección se dio debido al sistema globalizado del actual entorno económico. Este sistema permite el libre comercio, lo cual conlleva a la circulación de capital y de deuda. Como ejemplos claros, se puede destacar la compra de bonos, titularización de los créditos, etc.

Las entidades de créditos estadounidenses comenzaron a retirar de su balance estas hipotecas *subprime* transfiriéndolas a fondos de inversión o planes de pensiones de todo el mundo.

Esta interconexión entre tantos ámbitos, produjo que la crisis terminara siendo de ámbito global tanto en otros mercados que no fueran el inmobiliario, como en otros países que no fuera el americano.

Trabajo fin de grado: Algoritmo genético para el diseño de carteras de inversión en bonos soberanos.

Autor: Rafael Cruz Gargallo

En torno a 2008 muchas entidades financieras fueron quebrando y cerrando. Se llevaron a cabo unas ayudas muy potentes por parte del Banco Federal de Estados Unidos, dando cheques por valor de millones de euros con el objetivo de reactivar la economía.

Sin embargo, estas medidas de última hora no resolvieron nada debido a la desconfianza generada.

Como consecuencia, las agencias de calificación de riesgo vieron afectada su imagen y dejaron de tener el reconocimiento tenido hasta entonces, ya que sus análisis de solvencia, calidad de créditos, riesgos etc. no habían sido muy acertados en esta ocasión.

Además, los mercados financieros se pararon, el movimiento se redujo hasta una práctica inmovilización.

Debido a esto, los legisladores, empezaron a estudiar el endurecimiento a la hora de conceder créditos, proponiendo unos mínimos a cumplir y siendo más estrictos en estas concesiones.

Por otra parte, esta incertidumbre y el caos generado también afectaron a los bonos soberanos. La crisis de la deuda pública europea se inició en mayo de 2010 a raíz de los problemas de las finanzas públicas griegas, que se tradujeron en fuertes incrementos en el rendimiento exigido por los inversores a los títulos públicos griegos y desembocaron, finalmente, en una petición de apoyo financiero internacional. La desconfianza y las tensiones se contagiaron rápidamente a aquellos países de la zona del euro en los que se percibían mayores debilidades, ya fuera en su situación fiscal o como consecuencia de los desequilibrios macroeconómicos acumulados. En otoño de ese mismo año, el Gobierno irlandés tuvo también que solicitar asistencia financiera a la UE y al FMI, en un nuevo episodio de tensión en los mercados de riesgo soberano. También Portugal demandó ayuda. Por último, España precisó un rescate parcial bancario.

3. Selección de cartera de países.

Se ha basado la selección de la cartera de países en la época en que se produjo el inicio de la crisis. Han sido obtenidos mediante estadísticos unos valores promedio de rendimientos de cada país.

De las agencias que serán nombradas posteriormente, se han obtenido los riesgos de asociados a cada uno de los países, con el objetivo de disponer de una cartera lo más variada posible y tener un escenario lo más real posible.

La metodología llevada a cabo para seleccionar la cartera de países objeto de este estudio, se realizó desde una lista preliminar, a partir de la cual, y valorando previamente la disponibilidad de datos de los mismos, se estudia la rentabilidad de cada uno de ellos. Prestando especial atención al riesgo que suponía invertir en Enero de 2012.

Se establecerá una cartera lo más representativa posible, donde además de las principales economías mundiales, caso de EE.UU., Alemania o Reino Unido, aparezcan otras de países emergentes como Brasil, Perú o Australia, países en graves problemas financieros como Portugal o Grecia y otros en alto riesgo como España e Italia.

La evaluación del riesgo de la inversión en cada país se establece de acuerdo a la valoración dada por las principales Agencias de Calificación, esto es *Fitch*, *Standard & Poor's* y *Moddy's*, en dos fechas clave: finales de 2011 y finales de 2012. De esta manera, se obtendrá, además, una primera aproximación a la evolución de la economía de cada uno de estos países, según la valoración que suministran Agencias de Calificación en cuanto al riesgo de invertir en deuda soberana.

A continuación, serán descritos una serie de definiciones las cuales deben estar claras para entender mejor el proceso llevado a cabo en el trámite de selección de países:

- -Rating o calificación de la deuda: Probabilidad de que un país o entidad no pague su deuda. Directamente asociado al riesgo que asumen las personas o entidades que prestan dinero. Ante una calificación mala, el riesgo que asume el inversor aumenta.
- -Riesgo soberano o riesgo de país: término muy relacionado con *la prima de riesgo*. También hace referencia a la calificación de riesgo que le asignan las agencias de calificación.

Trabajo fin de grado: Algoritmo genético para el diseño de carteras de inversión en bonos soberanos.

Autor: Rafael Cruz Gargallo

Fitch, Standard & Poor's y Moody's, son tres de las agencias más famosas a nivel mundial. Su función es obtener mediante análisis, balances, estadísticos etc. una nota orientativa que indicará al inversor como de fiable y segura es una inversión.

Las calificaciones que dan estas agencias se basan en dos puntos principales, siendo el primer punto la probabilidad de pago, y el segundo la protección. La probabilidad de pago correspondería a aquella que se le asocia al cumplimiento de las cantidades acordadas en los plazos acordadas. Y como protección se entiende, la seguridad y el respaldo con el que cuenta el país en cuestión en caso de que se diera alguna situación delicada, como por ejemplo ante la quiebra.

Utilizan unos códigos con letras y números que indicarán en qué grado es seguro o no una inversión para el cliente, siendo la A considerado algo positivo y la D algo negativo.

Tabla3.1. Asignación de códigos para distintos niveles de riesgo según tres agencias de calificación.

	Moody's	S&P	Fitch
Principal	Aaa	AAA	AAA
Alto grado	Aa1	AA+	AA+
	Aa2	AA	AA
	Aa3	AA-	AA-
Grado superior	A1	A+	A+
	A2	A	A
	A3	A-	A-
Grado inferior	Baa1	BBB+	BBB+
	Baa2	BBB	BBB
	Baa3	BBB-	BBB-
Grado de inversión especulativo	Ba1	BB+	BB+
	Ba2	BB	BB
	Ba3	BB-	BB-
Altamente especulativo	B1	B+	B+
	B2	B	B
	B3	B-	B-
Riesgo sustancial	Caa1	CCC+	CCC
Extremadamente especulativa	Caa2	CCC	
Pocas perspectivas de recuperación	Caa3	CCC-	
	Ca	CC	
		C	
Impago	C	D	DDD
			DD
			D

Estas agencias son privadas. Es decir, sus ingresos provienen de sus clientes. No es obligatorio disponer de la información que ellas proporcionan. Sin embargo, casi el total de los países cuentan con información de estas agencias.

La explicación a esto la encontramos que la mayoría de los inversores solo se fiaría de una inversión si cuenta con el visto bueno de estas agencias.

El hecho de no tener la puntuación de estas entidades puede tenerse en cuenta como una ocultación de datos. Lo cual bajaría el interés de los inversionistas. Esto sería causa directa de que los países en cuestión tuvieran que aumentar los intereses de sus deudas para hacerlas más atractivas.

Han sido recogidas las valoraciones de las tres principales agencias para los distintos países en dos tramos señalados, el final del año 2011 y el final del año 2012. Se puede consultar en la tabla 3.2., que se muestra a continuación. En dicha tabla aparecen en la columna de la izquierda los países de los que se han obtenido los datos. En la segunda, tercera y cuarta columna aparece la calificación dada por las tres agencias antes mencionadas. La tabla de la izquierda corresponde a dicha valoración a finales de 2011. Y la de la derecha a la misma valoración pero un año después, es decir, finales de 2012.

Los países con valoraciones principales están enmarcados en tonalidades azules. El alto grado en verde oscuro. El grado medio superior en colores verdes claros. El grado medio inferior en naranja. El grado de no inversión especulativo en rosa. El altamente especulativo en rojo. El riesgo sustancial, el extremadamente especulativo y el de pocas perspectivas de recuperación en marrón. El asociado al impago no se encuentra en los países marcados en esta tabla.

Tabla 3.2.: Calificación al listado de países por Moody's, S&P y Fitch, para finales de los años 2011 y 2012.

	Diciembre 2011			Diciembre 2012		
	Moody's	S & P	Fitch	Moody's	S & P	Fitch
Alemania	Aaa	AAA	AAA	Aaa	AAA	AAA
Argentina	Ba2	B	BB-	B3	B-	CC
Australia	Aaa	AAA	AAA	Aaa	AAA	AAA
Austria	Aaa	AAA	AAA	Aaa	AA+	AAA
Bélgica	Aa3	AA	AA+	Aa3	AA	AA
Brasil	Baa2	BBB	BBB	Baa2	BBB	BBB
Bulgaria	Baa2	BBB	BBB-	Baa2	BBB	BBB-
Canadá	Aaa	AAA	AAA	Aaa	AAA	AAA
Chile	Aa3	A+	A+	Aa3	AA-	A+
China	Aa3	AA-	A+	Aa3	AA-	A+
Chipre	Baa3	BBB	BBB	Caa3	CCC	B
Colombia	Baa3	BBB-	BBB-	Baa3	BBB	BBB-
Corea Sur	A1	A	A	Aa3	A+	AA-
Costa Rica	Baa3	BB	BB+	Baa3	BB	BB+
Croacia	Baa3	BBB-	BBB-	Ba1	BB+	BBB-
Dinamarca	Aaa	AAA	AAA	Aaa	AAA	AAA
Ecuador	Caa2	B-	B-	Caa1	B	B-
Eslovaquia	A1	A+	A+	A2	A	A+
Eslovenia	A1	AA-	AA-	Ba1	A-	A-

España	A1	AA-	AA-
Estonia	Baa1	AA-	A+
Filipinas	Ba2	BB	BB+
Finlandia	Aaa	AAA	AAA
Francia	Aaa	AAA	AAA
Grecia	Ca	CC	CCC
Holanda	Aaa	AAA	AAA
Hungría	Ba1	BB+	BBB-
India	Baa3	BBB-	BBB-
Indonesia	Ba1	BB+	BBB-
Irlanda	Ba1	BBB+	BBB+
Islandia	Baa3	BBB-	BB+
Israel	A1	A+	A
Italia	A2	A	A+
Japón	Aa1	AA-	AA
Letonia	Baa3	BB+	BBB-

Diciembre 2011

España	Baa3	BBB-	BBB
Estonia	A1	AA-	A+
Filipinas	Ba1	BB+	BBB-
Finlandia	Aaa	AAA	AAA
Francia	Aa1	AA+	AAA
Grecia	C	B-	CCC
Holanda	Aaa	AAA	AAA
Hungría	Ba1	BB	BB+
India	Baa3	BBB-	BBB-
Indonesia	Baa3	BB+	BBB-
Irlanda	Ba1	BBB+	BBB+
Islandia	Baa3	BBB-	BBB
Israel	A1	A+	A
Italia	Baa2	BBB+	BBB+
Japón	Aa3	AA-	A+
Letonia	Baa2	BBB	BBB

Diciembre 2012

	Moody's	S & P	Fitch
Letonia	Baa3	BB+	BBB-
Lituania	Baa1	BBB	BBB
Luxemburgo	Aaa	AAA	AAA
Malasia	A3	A-	A-
Malta	A2	A	A+
México	Baa1	BBB	BBB
N. Zelanda	Aaa	AAA	AAA
Nicaragua	B3	No valor	No valor
Noruega	Aaa	AAA	AAA
Paraguay	B1	BB-	No valor
Perú	Baa3	BBB	BBB
Polonia	A2	A-	A-
Portugal	Ba2	BBB-	BB+
R. Checa	A1	AA-	A+
R. Dom.	B1	B+	B
Reino Unido	Aaa	AAA	AAA
Rumanía	Baa3	BB+	BBB-
Rusia	Baa1	BBB	BBB
Singapur	Aaa	AAA	AAA
Sudáfrica	A3	BBB+	BBB+
Suecia	Aaa	AAA	AAA
Suiza	Aaa	AAA	AAA
Tailandia	Baa1	BBB+	BBB
Turquía	Ba2	BB	BB+
Ucrania	B2	B+	B
Uruguay	Ba1	BB+	BB+
USA	Aaa	AA+	AAA
Venezuela	B2	B+	B+

	Moody's	S & P	Fitch
Letonia	Baa2	BBB	BBB
Lituania	Baa1	BBB	BBB
Luxemburgo	Aaa	AAA	AAA
Malasia	A3	A-	A-
Malta	A3	BBB+	A+
México	Baa1	BBB	BBB
N. Zelanda	Aaa	AA	AA
Nicaragua	B3	No valor	No valor
Noruega	Aaa	AAA	AAA
Paraguay	Ba3	BB-	No valor
Perú	Baa2	BBB	BBB
Polonia	A2	A-	A-
Portugal	Ba3	BB	BB+
R. Checa	A1	AA-	A+
R. Dom.	B1	B+	B
Reino Unido	Aa1	AAA	AAA
Rumanía	Baa3	BB+	BBB-
Rusia	Baa1	BBB	BBB
Singapur	Aaa	AAA	AAA
Sudáfrica	Baa1	BBB	BBB
Suecia	Aaa	AAA	AAA
Suiza	Aaa	AAA	AAA
Tailandia	Baa1	BBB+	BBB+
Turquía	Ba1	BB+	BBB-
Ucrania	B3	B	B
Uruguay	Baa3	BBB-	BBB-
USA	Aaa	AA+	AAA
Venezuela	B2	B+	B+

Es fácil comprobar, que de 2011 a 2012, han ocurrido diversas situaciones.

Por un lado se ve claramente que países como E.E.U.U. supieron mantener la de sus calidad, y por tanto las puntuaciones otorgadas por las entidades antes mencionadas. En la misma situación se podría encontrar Alemania.

Sin embargo, se podría ver otra serie de países que estaban en situaciones poco favorables y que de 2011 a 2012 empeora sus registros. Véase el caso de España, Grecia, Portugal etc.

Teniendo en cuenta la disponibilidad de datos, y con el fin de tener una cartera que abarcara en términos de representación a todas las economías, los países elegidos están en la tabla 3.3 que se puede ver a continuación:

Tabla 3.3: Países elegidos para la asignación de porcentajes de inversión en bonos soberanos

1	Alemania
2	España
3	E.E.U.U.
4	Francia
5	Italia
6	Japón
7	Reino Unido
8	Portugal
9	Grecia
10	Canadá
11	Australia

Con la elección que ha sido llevada a cabo, la cartera de países en los que se podría invertir para el modelo queda definida.

La idea es establecer una preselección de países para el análisis que cuenta con las principales economías del mundo, como son la alemana o la americana. Al igual que con países que están en situaciones muy difíciles como Grecia, o en situaciones graves de riesgo como España o Italia.

Por último, destacar, que con la introducción de Japón y Australia, la cartera abarcaría cuatro continentes. Haciendo así una representación relativamente completa.

Se ha recabado información de las rentabilidades ofrecidas por los distintos países para la venta de bonos soberanos durante los últimos años.

Las principales fuentes de datos han sido paginas especializadas como www.datosmacro.com y www.forespros.es, además y sobre todo de los Bancos Centrales de los diferentes países y del Banco Central Europeo.

Los datos han sido tomados para bonos a corto, medio y largo plazo. Considerándose estos a 6 meses, 3 años y 10 años, respectivamente.

Las rentabilidades obtenidas a partir de las cuales se han hecho las medias son las que vienen reflejadas en las siguientes tablas. En la 3.4 se presentará el largo plazo, a continuación en la 3.5 a medio plazo, y por último a corto plazo 3.6. Que muestran mes a mes que rendimiento hubo:

3.4 Tabla Rendimientos a largo plazo, 10 años

	ALEMANIA	ESPAÑA	USA	FRANCIA	ITALIA	JAPÓN	R. UNIDO	PORTUGAL	GRECIA	CANADÁ	AUSTRALIA
ene-07	4,03	4,072	4,81	4,06	4,24	1,709	4,93	4,18	4,28	4,17	5,621
feb-07	4,05	4,111	4,79	4,1	4,27	1,708	4,98	4,19	4,3	4,03	5,609
mar-07	3,95	4,009	4,61	3,99	4,18	1,623	4,86	4,1	4,2	4,1	5,434
abr-07	4,16	4,209	4,75	4,21	4,38	1,676	5,1	4,3	4,4	4,15	5,567
may-07	4,29	4,336	4,79	4,33	4,49	1,678	5,21	4,44	4,51	4,48	5,669
jun-07	4,58	4,62	5,17	4,62	4,78	1,894	5,49	4,74	4,8	4,62	6,037
jul-07	4,52	4,596	5,07	4,58	4,76	1,886	5,49	4,73	4,79	4,58	6,04
ago-07	4,31	4,398	4,74	4,39	4,58	1,654	5,2	4,55	4,62	4,38	5,786
sep-07	4,24	4,354	4,56	4,36	4,51	1,611	5,06	4,5	4,56	4,41	5,747
oct-07	4,3	4,378	4,58	4,4	4,53	1,658	5,06	4,52	4,58	4,31	5,795
nov-07	4,11	4,248	4,22	4,23	4,42	1,512	4,8	4,36	4,43	4,07	5,557
dic-07	4,25	4,348	4,13	4,35	4,55	1,528	4,76	4,47	4,53	4,09	5,82
ene-08	4,05	4,183	3,76	4,16	4,41	1,426	4,55	4,31	4,4	3,88	5,647
feb-08	3,97	4,144	3,76	4,09	4,36	1,449	4,68	4,27	4,36	3,81	5,971
mar-08	3,82	4,118	3,53	4,02	4,39	1,306	4,43	4,36	4,42	3,46	5,936
abr-08	4,05	4,31	3,68	4,27	4,54	1,41	4,62	4,52	4,54	3,58	6,096
may-08	4,22	4,422	3,9	4,4	4,64	1,67	4,86	4,6	4,74	3,68	6,251
jun-08	4,55	4,792	4,13	4,73	5,11	1,753	5,17	4,96	5,17	3,71	6,384
jul-08	4,51	4,798	4,03	4,7	5,1	1,609	5,02	4,95	5,15	3,81	6,197
ago-08	4,22	4,559	3,92	4,39	4,82	1,462	4,67	4,69	4,87	3,52	5,855
sep-08	4,11	4,568	3,71	4,36	4,82	1,486	4,54	4,66	4,88	3,66	5,687
oct-08	3,9	4,466	3,8	4,19	4,76	1,513	4,52	4,56	4,93	3,74	5,921
nov-08	3,59	4,147	3,58	4	4,61	1,472	4,14	4,35	5,09	3,36	5,982
dic-08	3,06	3,858	2,44	3,54	4,4	1,311	3,36	4	5,08	2,69	4,892
ene-09	3,09	4,146	2,48	3,61	4,53	1,25	3,39	4,32	5,6	2,97	4,704
feb-09	3,16	4,233	2,86	3,66	4,53	1,293	3,59	4,52	5,7	2,95	5,306
mar-09	3,07	4,059	2,85	3,65	4,46	1,308	3,22	4,68	5,87	2,96	5,418
abr-09	3,18	4,006	2,9	3,66	4,35	1,441	3,38	4,53	5,5	3,08	5,552
may-09	3,41	4,054	3,3	3,79	4,35	1,446	3,66	4,29	5,22	3,57	5,976
jun-09	3,56	4,235	3,74	3,9	4,62	1,472	3,86	4,5	5,33	3,45	6,289
jul-09	3,38	4,012	3,58	3,74	4,38	1,347	3,85	4,25	4,89	3,53	6,04
ago-09	3,34	3,778	3,61	3,59	4,12	1,379	3,72	3,95	4,52	3,39	5,888
sep-09	3,3	3,803	3,44	3,59	4,08	1,32	3,69	3,93	4,56	3,31	5,9
oct-09	3,24	3,771	3,4	3,56	3,99	1,331	3,57	3,85	4,57	3,45	5,94
nov-09	3,28	3,79	3,42	3,56	4,01	1,356	3,74	3,8	4,84	3,25	5,956
dic-09	3,23	3,804	3,59	3,47	4,02	1,27	3,86	3,91	5,49	3,6	6,097
ene-10	3,3	3,989	3,75	3,53	4,08	1,336	4,01	4,17	6,02	3,35	6,171
feb-10	3,19	3,978	3,71	3,5	4,05	1,339	4,07	4,56	6,46	3,45	6,11
mar-10	3,14	3,83	3,76	3,45	3,94	1,351	4,05	4,31	6,24	3,56	6,039
abr-10	3,09	3,901	3,87	3,41	3,93	1,352	4,05	4,78	7,83	3,66	6,251
may-10	2,82	4,084	3,46	3,09	4,01	1,279	3,76	5,02	7,97	3,25	5,928
jun-10	2,63	4,555	3,24	3,07	4,11	1,21	3,51	5,54	9,1	3,08	5,886
jul-10	2,65	4,433	3,01	2,99	4,03	1,104	3,41	5,49	10,34	3,22	5,756
ago-10	2,38	4,037	2,71	2,69	3,81	0,982	3,1	5,31	10,7	2,83	5,553
sep-10	2,33	4,095	2,65	2,67	3,84	1,072	3,03	6,08	11,34	2,74	5,445
oct-10	2,38	4,037	2,52	2,72	3,77	0,892	2,99	6,05	9,57	2,89	5,374
nov-10	2,55	4,686	2,75	2,99	4,14	1,051	3,22	6,91	11,52	3,19	5,665

Trabajo fin de grado: Algoritmo genético para el diseño de carteras de inversión en bonos soberanos.

Autor: Rafael Cruz Gargallo

dic-10	2,95	5,374	3,3	3,34	4,63	1,194	3,53	6,53	12,01	3,16	5,867
	ALEMANIA	ESPAÑA	USA	FRANCIA	ITALIA	JAPÓN	R. UNIDO	PORTUGAL	GRECIA	CANADÁ	AUSTRALIA
ene-11	3,05	5,379	3,41	3,44	4,73	1,216	3,63	6,95	11,73	3,31	5,861
feb-11	3,23	5,258	3,59	3,6	4,74	1,293	3,81	7,34	11,4	3,32	5,97
mar-11	3,24	5,249	3,44	3,6	4,8	1,256	3,67	7,8	12,44	3,29	5,804
abr-11	3,36	5,329	3,47	3,69	4,75	1,27	3,68	9,19	13,86	3,27	5,889
may-11	3,13	5,322	3,19	3,5	4,74	1,148	3,4	9,63	15,94	3,08	5,684
jun-11	2,98	5,48	3	3,44	4,82	1,136	3,27	10,86	16,69	3,09	5,56
jul-11	2,79	5,825	3,03	3,4	5,49	1,118	3,15	12,15	16,15	2,88	5,595
ago-11	2,27	5,252	2,32	2,99	5,28	1,03	2,57	10,93	15,9	2,49	5,371
sep-11	1,87	5,2	1,98	2,65	5,53	1,011	2,41	11,34	17,78	2,19	5,066
oct-11	2,04	5,251	2,14	2,99	5,77	1,011	2,51	11,72	18,04	2,38	5,303
nov-11	1,94	6,192	2,02	3,42	6,82	0,993	2,25	11,89	17,92	2,15	5,106
dic-11	2,01	5,505	2	3,14	6,81	1,014	2,14	13,08	21,14	1,96	4,944
ene-12	1,87	5,399	1,96	3,18	6,56	0,98	2,05	13,85	25,91	2,04	4,853
feb-12	1,89	5,111	1,96	3,02	5,56	0,968	2,13	12,81	29,24	1,98	4,97
mar-12	1,88	5,17	2,17	2,96	4,96	1,012	2,26	13,01	19,07	2,12	5,091
abr-12	1,72	5,79	2,05	2,99	5,51	0,953	2,14	12,01	21,48	2,1	4,831
may-12	1,47	6,126	1,81	2,76	5,75	0,859	1,88	11,59	26,9	1,79	4,329
jun-12	1,43	6,589	1,61	2,57	5,92	0,841	1,68	10,56	27,82	1,72	4,06
jul-12	1,32	6,795	1,51	2,28	6,01	0,778	1,56	10,49	25,82	1,6	3,919
ago-12	1,42	6,581	1,68	2,11	5,82	0,809	1,57	9,89	24,34	1,8	4,173
sep-12	1,54	5,92	1,71	2,24	5,23	0,806	1,78	8,62	20,91	1,75	4,182
oct-12	1,52	5,647	1,73	2,18	4,96	0,776	1,82	8,17	17,96	1,78	4,107
nov-12	1,39	5,69	1,65	2,14	4,86	0,743	1,8	8,32	17,2	1,72	4,105
dic-12	1,36	5,34	1,71	2	4,54	0,745	1,86	7,235	13,395	1,82	4,293

Tabla 3.5 rendimientos a 3 años

	ALEMANIA	ESPAÑA	USA	FRANCIA	ITALIA	JAPÓN	R. UNIDO	PORTUGAL	GRECIA	CANADÁ	AUSTRALIA
ene-07	3,93	3,95	4,85	3,93	3,98	0,958	5,39	3,96	4,01	4,09	5,894
feb-07	3,95	3,96	4,83	3,96	3,99	0,943	5,43	3,99	4,03	3,94	5,803
mar-07	3,9	3,97	4,57	3,92	3,95	0,926	5,34	3,95	3,99	3,98	5,742
abr-07	4,1	9,98	4,66	4,11	4,14	0,974	5,52	4,13	4,17	4,12	5,904
may-07	4,25	3,97	4,74	4,26	4,31	1,023	5,64	4,3	4,31	4,55	5,877
jun-07	4,48	3,98	5,06	4,49	4,54	1,201	5,87	4,54	4,52	4,66	6,183
jul-07	4,47	3,99	4,88	4,49	4,55	1,199	5,8	4,54	4,54	4,67	6,176
ago-07	4,17	4	4,39	4,2	4,29	1,02	5,45	4,28	4,28	4,27	5,969
sep-07	4,06	4,01	4,08	4,09	4,23	0,92	5,15	4,19	4,21	4,25	6,077
oct-07	4,11	4,02	4,03	4,12	4,24	0,941	5,07	4,18	4,19	4,22	6,353
nov-07	3,87	4,03	3,35	3,9	4,07	0,849	4,68	4,01	4,08	3,85	6,126
dic-07	3,94	4,05	3,29	3,99	4,17	0,801	4,54	4,1	4,16	3,94	6,233
ene-08	3,67	3,97	2,76	3,7	3,84	0,667	4,31	3,79	3,88	3,3	6,138
feb-08	3,38	3,955	2,4	3,41	3,56	0,685	4,25	3,48	3,68	3,17	6,248
mar-08	3,32	3,93	2,06	3,44	3,71	0,611	3,95	3,7	3,92	2,67	5,807
abr-08	3,7	3,904	2,44	3,81	4,04	0,761	4,23	4,01	4,14	2,92	5,806
may-08	3,97	3,955	2,81	4,06	4,27	0,987	4,73	4,24	4,35	3,19	5,843
jun-08	4,52	3,992	3,15	4,63	4,9	1,069	5,31	4,8	4,97	3,35	6,274
jul-08	4,45	4,575	2,96	4,56	4,87	0,959	5,03	4,77	4,94	3,23	5,999
ago-08	4,06	4,956	2,8	4,16	4,44	0,851	4,63	4,38	4,53	2,89	5,512
sep-08	3,85	4,685	2,5	3,97	4,32	0,915	4,38	4,23	4,42	3,03	5,367
oct-08	3,16	4,346	2,18	3,28	3,71	0,967	3,77	3,58	3,97	2,38	5,063
nov-08	2,47	3,414	1,8	2,76	3,44	0,82	2,87	3,43	4,12	2	4,607
dic-08	2,1	2,955	1,19	2,51	3,48	0,719	2,24	3,19	4,28	1,32	4,066
ene-09	1,92	3,1	1,2	2,08	3,14	0,615	2,14	2,8	3,93	1,61	3,778
feb-09	1,79	2,451	1,41	1,87	2,67	0,656	2	2,41	3,91	1,72	4,079
mar-09	1,7	2,52	1,39	1,95	2,47	0,667	2,01	2,86	4,05	1,51	4,374
abr-09	1,8	2,517	1,38	1,93	2,36	0,748	2,12	2,68	3,63	1,39	4,758
may-09	1,75	2,356	1,43	1,83	2,39	0,573	2	2,43	3,1	1,84	5,225
jun-09	1,87	2,289	1,74	2,02	2,5	0,507	2,21	2,51	3,05	1,89	5,988
jul-09	1,67	2,052	1,54	1,93	2,17	0,42	2,2	2,16	2,57	1,94	6,119
ago-09	1,77	2,059	1,64	1,98	2,16	0,395	1,99	2,18	5,52	1,79	6,048
sep-09	1,62	1,53	1,48	1,79	1,95	0,329	1,71	1,96	2,26	1,89	5,682
oct-09	1,82	1,875	1,47	1,79	1,94	0,385	1,58	1,91	2,26	1,9	5,756
nov-09	1,71	2,275	1,32	1,7	1,99	0,372	1,67	1,87	2,45	1,62	5,565
dic-09	1,58	2,152	1,36	1,56	1,95	0,252	1,68	1,93	3,72	1,88	5,5
ene-10	1,67	2,385	1,49	1,56	2,17	0,264	1,78	2,13	4,72	1,66	5,629
feb-10	1,48	2,598	1,4	1,54	2,17	0,263	2,01	2,52	5,92	1,65	5,467
mar-10	1,35	2,663	1,5	1,4	1,88	0,251	1,88	2,5	5,51	2,03	5,644
abr-10	1,24	2,03	1,64	1,29	1,89	0,256	1,83	3,17	7,91	2,49	5,878
may-10	0,8	2,98	1,33	0,92	2,16	0,226	1,54	3,64	8,28	2	5,536
jun-10	0,67	3,394	1,18	0,96	2,27	0,21	1,32	3,72	9,41	1,75	5,181
jul-10	1,01	3,152	0,98	1,15	2,44	0,188	1,23	3,59	11,17	1,82	4,866
ago-10	0,88	2,307	0,77	0,99	2,21	0,158	1,02	3,36	11,65	1,53	4,723
sep-10	0,92	2,465	0,74	1,04	2,32	0,171	0,94	4,29	11,63	1,58	4,855
oct-10	1,05	2,55	0,57	1,19	2,26	0,159	0,87	4,11	9,64	1,59	5,011
nov-10	1,14	2,896	0,66	1,29	2,72	0,218	1,12	5,12	13,08	1,94	5,241
dic-10	1,18	3,797	0,99	1,33	3,07	0,295	1,63	4,85	13,75	1,9	5,404

Trabajo fin de grado: Algoritmo genético para el diseño de carteras de inversión en bonos soberanos.

Autor: Rafael Cruz Gargallo

ALEMANIA ESPAÑA USA FRANCIA ITALIA JAPÓN R. UNIDO PORTUGAL GRECIA CANADÁ AUSTRALIA

ene-11	1,37	3,459	1,03	1,52	3,17	0,297	1,75	5,1	13,78	1,91	5,394
feb-11	1,79	3,297	1,28	1,92	3,14	0,366	2	5,81	13,4	2,15	5,564
mar-11	1,94	3,609	1,17	2,08	3,15	0,319	1,77	7,26	15,33	2,13	5,348
abr-11	2,11	3,602	1,21	2,23	3,37	0,311	1,74	10,59	19,11	2,11	5,42
may-11	1,95	3,895	0,94	2,12	3,41	0,258	1,42	11,6	24,28	1,91	5,233
jun-11	1,69	4,051	0,7	1,88	3,51	0,245	1,18	13,39	26,48	1,86	4,849
jul-11	1,5	4,321	0,69	1,73	4,38	0,245	1,03	17,9	28,96	1,71	4,62
ago-11	1,02	4,901	0,39	1,28	4,17	0,206	0,71	13,62	26,74	1,27	3,985
sep-11	0,67	4,509	0,35	1,17	4,64	0,198	0,73	14,99	31,51	1,07	3,827
oct-11	0,77	3,52	0,47	1,37	4,83	0,225	0,86	17,04	34,61	1,23	3,954
nov-11	0,56	4,363	0,39	1,75	6,77	0,206	0,65	17,21	34,08	1,1	3,577
dic-11	0,43	5,203	0,39	1,32	5,8	0,216	0,52	17,17	45,88	0,99	3,336
ene-12	0,34	3,576	0,36	1,15	4,66	0,22	0,53	18,29	68,08	1,06	3,335
feb-12	0,41	3,126	0,38	1,06	3,43	0,185	0,52	16,59	77,65	1,22	3,561
mar-12	0,38	2,518	0,5	1,06	2,83	0,166	0,58	15,62	OUT	1,32	3,693
abr-12	0,27	3,52	0,43	1,04	3,79	0,167	0,54	13,92	OUT	1,53	3,288
may-12	0,16	5,13	0,39	0,83	4,04	0,12	0,44	12,43	OUT	1,16	2,679
jun-12	0,18	5,51	0,38	0,72	4,87	0,106	0,36	8,85	OUT	1,04	2,378
jul-12	0,05	5,302	0,33	0,36	4,66	0,108	0,24	8,15	OUT	1	2,302
ago-12	0,05	4,848	0,37	0,26	3,9	0,106	0,2	6,67	OUT	1,23	2,632
sep-12	0,13	3,546	0,33	0,37	3,03	0,112	0,27	5,09	OUT	1,16	2,465
oct-12	0,15	3,266	0,37	0,4	2,86	0,112	0,29	5,07	OUT	1,17	2,541
nov-12	0,06	3,663	0,35	0,31	2,71	0,107	0,32	6,04	OUT	1,16	2,652
dic-12	0,03	3,161	0,32	0,3	2,65	0,1	0,3	6,1	OUT	1,2	2,815

Tabla 3.6: rendimientos de los países a corto plazo (6 meses)

	ALEMANIA	ESPAÑA	USA	FRANCIA	ITALIA	JAPÓN	R. UNIDO	PORTUGAL	GRECIA	CANADÁ	AUSTRALIA
ene-07	3,7	3,807	5,28	3,711	3,784	0,52	5,44	3,57	3,498	4,1	6,431
feb-07	3,77	3,878	5,29	3,78	3,866	0,54	5,5	3,641	3,511	3,97	6,37
mar-07	3,84	3,886	5,27	3,844	3,92	0,66	5,49	3,649	3,636	4,01	6,457
abr-07	3,92	4,083	5,28	3,949	4,022	0,62	5,59	3,846	3,735	4,17	6,563
may-07	4,02	4,221	5,28	4,041	4,136	0,62	5,71	3,984	3,745	4,56	6,438
jun-07	4,1	4,321	5,29	4,13	4,181	0,67	5,82	4,084	3,951	4,66	6,594
jul-07	4,16	4,364	5,31	4,188	4,248	0,72	5,97	4,127	3,995	4,71	6,596
ago-07	4,46	4,18	5,44	4,111	4,06	0,82	6,33	3,943	4,092	4,28	6,672
sep-07	4,67	4,026	5,47	4,001	4,055	0,85	6,53	3,789	4,243	4,22	6,654
oct-07	4,62	4,022	5,09	3,973	4,01	0,84	6,16	3,785	4,26	4,22	6,846
nov-07	4,55	4,02	4,93	3,977	4,01	0,83	6,31	3,783	4,25	3,84	7,004
dic-07	4,79	4,026	4,97	3,975	3,985	0,81	6,28	3,789	4,52	3,91	6,929
ene-08	4,42	3,761	3,85	3,908	3,83	0,74	5,56	3,524	4,35	3,22	6,822
feb-08	4,29	3,611	3,02	3,792	3,899	0,76	5,57	3,374	4,3	3,1	7,186
mar-08	4,52	3,711	2,73	3,856	4,171	0,8	5,82	3,474	4,42	2,63	7,148
abr-08	4,71	3,978	2,91	3,943	4,078	0,77	5,84	3,741	4,68	2,74	7,333
may-08	4,8	4,178	2,83	4,031	4,167	0,79	5,75	3,941	4,73	3,05	7,465
jun-08	4,87	4,548	2,9	4,333	4,486	0,79	5,85	4,311	4,85	3,27	7,548
jul-08	4,9	4,492	2,91	4,382	4,433	0,78	5,76	4,255	5,09	3,1	7,32
ago-08	4,9	4,367	2,91	4,321	4,387	0,77	5,7	4,13	4,99	2,76	6,51
sep-08	4,94	4,233	3,35	4,178	4,285	0,77	5,79	3,996	5,11	2,93	6,1
oct-08	5,03	3,179	4,53	2,744	2,942	0,8	6,06	2,942	5,37	2,16	4,306
nov-08	4,2	2,4	2,8	2,418	2,478	0,73	4,18	2,163	5,22	1,79	3,079
dic-08	3,18	2,093	2,05	1,941	1,911	0,72	3,04	1,856	5,36	1,11	2,462
ene-09	2,35	1,465	1,28	1,455	1,484	0,53	2,15	1,228	4,89	1,39	2,212
feb-09	1,89	1,249	1,42	1,024	1,239	0,54	1,94	1,012	3,873	1,27	2,159
mar-09	1,54	1,234	1,34	0,809	1,171	0,44	1,65	0,997	3,25	1,1	2,265
abr-09	1,32	1,106	1,25	0,827	1,073	0,31	1,3	0,869	2,84	0,8	2,425
may-09	1,2	0,946	0,94	0,787	1,026	0,31	1,13	0,709	2,58	1,04	2,62
jun-09	1,14	0,956	0,82	0,804	0,758	0,21	1,01	0,719	2,55	1,33	2,908
jul-09	0,87	0,83	0,7	0,568	0,595	0,18	0,8	0,593	2,34	1,33	3,027
ago-09	0,76	0,785	0,6	0,492	0,551	0,15	0,55	0,548	2,24	1,2	3,705
sep-09	0,64	0,776	0,46	0,456	0,553	0,14	0,39	0,539	2,08	1,3	3,867
oct-09	0,6	0,856	0,44	0,523	0,629	0,16	0,38	0,619	2,08	1,31	4,453
nov-09	0,56	0,854	0,4	0,508	0,68	0,14	0,45	0,617	2,01	1,06	4,375
dic-09	0,55	0,881	0,31	0,485	0,609	0,13	0,45	0,644	2,1	1,41	4,346
ene-10	0,52	0,807	0,3	0,437	0,56	0,11	0,45	0,57	2,176	1,21	4,557
feb-10	0,5	0,832	0,3	0,398	0,647	0,11	0,45	0,595	2,351	1,19	4,297
mar-10	0,5	0,74	0,29	0,388	0,568	0,1	0,48	0,503	2,612	1,63	4,637
abr-10	0,5	1,085	0,35	0,424	0,816	0,1	0,5	0,848	2,979	1,89	4,777
may-10	0,5	1,583	0,54	0,337	1,331	0,11	0,55	1,346	3,42	1,44	4,614
jun-10	0,55	2,269	0,66	0,295	0,981	0,12	0,64	2,032	3,607	1,45	4,574
jul-10	0,71	2,096	0,69	0,527	1,037	0,12	0,65	1,859	3,712	1,55	4,64
ago-10	0,76	1,732	0,37	0,478	0,96	0,12	0,64	1,495	3,657	1,21	4,543
sep-10	0,77	1,79	0,33	0,476	1,064	0,13	0,6	1,553	3,61	1,42	4,739
oct-10	0,89	1,828	0,3	0,705	1,207	0,09	0,6	1,591	3,679	1,43	4,842
nov-10	0,96	2,295	0,38	0,753	1,488	0,08	0,6	2,058	3,646	1,7	4,951
dic-10	0,92	3,256	0,35	0,62	1,705	0,1	0,65	3,019	3,682	1,68	4,939

Trabajo fin de grado: Algoritmo genético para el diseño de carteras de inversión en bonos soberanos.

Autor: Rafael Cruz Gargallo

	ALEMANIA	ESPAÑA	USA	FRANCIA	ITALIA	JAPÓN	R. UNIDO	PORTUGAL	GRECIA	CANADÁ	AUSTRALIA
ene-11	0,94	2,768	0,37	0,605	1,426	0,12	0,7	2,531	3,74	1,64	4,879
feb-11	0,99	2,218	0,27	0,794	1,311	0,12	0,7	1,981	3,754	1,69	4,893
mar-11	1,07	2,144	0,34	0,957	1,401	0,11	0,71	1,907	3,755	1,72	4,8117
abr-11	1,25	2,549	0,32	1,111	1,666	0,14	0,75	2,312	3,883	1,74	4,8456
may-11	1,31	2,515	0,26	1,175	1,664	0,12	0,75	2,278	3,952	1,57	4,9768
jun-11	1,37	2,687	0,21	1,215	1,998	0,12	0,75	2,45	4,099	1,55	4,8067
jul-11	1,5	3,287	0,29	1,201	2,281	0,14	0,75	3,05	4,287	1,47	4,5486
ago-11	1,45	3,254	0,26	0,772	2,151	0,13	0,79	3,017	4,306	1,12	3,6223
sep-11	1,42	3,331	0,28	0,536	3,094	0,13	0,88	3,094	4,368	0,95	3,5668
oct-11	1,45	3,468	0,34	0,615	3,566	0,13	0,93	3,231	4,496	1,09	3,728
nov-11	1,36	4,747	0,42	0,681	6,608	0,11	0,97	4,51	4,616	1,01	3,3541
dic-11	1,33	3,453	0,48	0,201	3,278	0,09	1,03	3,216	4,883	0,95	3,129
ene-12	1,06	2,044	0,42	0,252	1,979	0,1	1,05	1,807	4,79	1,03	3,3355
feb-12	0,91	1,632	0,34	0,246	1,206	0,11	1,03	1,395	4,864	1,12	3,6781
mar-12	0,7	1,434	0,35	0,117	1,122	0,11	0,99	1,197	4,937	1,19	3,7859
abr-12	0,6	2,419	0,35	0,118	1,78	0,1	0,97	2,182	4,964	1,42	3,3883
may-12	0,54	3,269	0,37	0,099	2,115	0,1	0,96	3,032	4,904	1,1	2,7326
jun-12	0,5	4,175	0,36	0,113	2,978	0,08	0,91	3,938	5,014	1	2,555
jul-12	0,34	4,045	0,4	0,01	2,469	0,06	0,74	3,808	4,822	0,98	2,7536
ago-12	0,17	3,094	0,35	-0,005	1,591	0,05	0,62	2,857	4,557	1,16	3,0474
sep-12	0,09	2,63	0,32	0,007	1,509	0,06	0,56	2,393	4,605	1,1	2,8685
oct-12	0,07	2,538	0,27	0,006	1,352	0,07	0,45	2,301	4,644	1,08	2,6643
nov-12	0,08	2,424	0,27	-0,006	0,921	0,07	0,45	2,187	4,603	1,1	2,8232
dic-12	0,08	2,26	0,3	0,002	0,951	0,09	0,45	2,023	4,698	1,13	2,6795

4. Modelos para la gestión del riesgo

En este apartado se presenta un resumen teórico acerca de las carteras de inversión. En el cual se definirán aquellos principales términos que son preciso conocer.

Posteriormente, se introduce la teoría de Markowitz

4.1. Portafolio de inversión.

También conocido como cartera de inversión. Contiene el conjunto de valores donde inversor decide colocar su dinero.

En este caso, la cartera de inversión, está integrada por bonos. Siendo once los posibles países. Contando además con las posibilidades de invertir tanto a corto (6 meses), como a medio (3 años), como a largo plazo (10 años).

En dicha cartera, el inversor debe tener en cuenta aspectos como el riesgo que está dispuesto a asumir. Así como también qué niveles de rendimiento pretende obtener.

El inversor buscará una cartera eficiente. Es decir, aquella que contenga los activos que le proporcionen un mayor rendimiento con un mínimo riesgo.

Esto podría considerarse como un problema multiobjetivo donde habría una frontera de valores que maximizarían beneficios y minimizarían riesgos.

Y una vez que el inversor estableciera la relevancia que otorga a cada aspecto o simplemente fijara algún parámetro, la solución sería única.

Los riesgos que se asume al invertir en la cartera que sea, los asume única y exclusivamente el inversor. Los riesgos a los que se enfrenta son los siguientes:

1. Los riesgos de mercado: se producen debido a que las condiciones políticas y económicas del país y las condiciones exteriores suelen ser cambiantes, y esto ocasiona que haya turbulencia en los valores de las tasas de interés. Conocido también como riesgo sistemático. Siendo imposible eliminarlo ya que no queda su solución al alcance de los inversores.

2. Los riesgos de crédito: se refieren a la posibilidad que existe de incumplimiento de contrato, es decir, que el emisor no liquide su deuda ya que nada asegura su solvencia. Siempre existirá la posibilidad de quiebra.

3. Los riesgos tecnológicos u operativos: pueden ser producidos porque las empresas pueden estar operando con tecnología obsoleta, empleando sistemas inadecuados o realizando operaciones de manera equivocada (por ejemplo, cometiendo errores administrativos). Por consecuencia directa, todos estos factores aumentan la incertidumbre de la inversión.

A partir de los históricos y de estadísticos básicos como la media, la varianza, la desviación típica o la desviación estándar se pueden obtener estimaciones coherentes y congruentes.

Las variaciones en el precio se conocerán como riesgo del precio.

El inversor solo puede disminuir el riesgo no sistemático. El cual tiene que ver con el comportamiento de los bonos financieros, y lo que se busca aquí es que los cambios en los bonos financieros sean independientes.

Para ello, se puede a partir de parámetros estadísticos como la varianza y la correlación determinar los riesgos de cada cartera.

En este problema el objetivo de trabajar con la correlación es bastante claro, ya que ayudará a encontrar una cartera eficiente.

La correlación es un parámetro estadístico que tiene su valor entre menos uno y uno. Y proporciona una relación entre dos variables.

En el caso de encontrar este estadístico entre valores positivos, querrá decir que el aumento de los valores de la primera variable genera un aumento directo de la segunda variable, lo cual hace ambas dependientes entre sí.

Para el problema que se está trabajando esto tiene un interés relativo. Ya que solo en el caso de encontrarnos con un inversor muy ambicioso y con un planteamiento muy claro de inversión, tendría sentido dicho valor.

Por otra parte se podría tener una correlación que fuese nula. Esto quiere decir que el aumento o disminución de la primera variable es independiente del aumento o disminución de la segunda. Esta independencia adaptada al problema tratado lo único que hace es sumar riesgo ya que todo es independiente y aleatorio, aumentando la incertidumbre.

En último lugar se podría tener una correlación negativa.

Este caso implicaría que el aumento o disminución de una variable tendría un efecto en la segunda variable. Es decir, serían dependientes. Pero a diferencia del primer caso, ahora la segunda variable variaría de manera opuesta a como lo hizo la primera. Desde el punto de vista del inversor esto es idóneo, ya que si uno de los bonos que se encuentra en su cartera disminuye de valor o de rendimiento, existiría otro que aumentaría. Se conoce como diversificación de la cartera, e implica el diseño de carteras bastante equilibradas que minimizan las variaciones del entorno.

4.2 Teoría de Markowitz

Esta teoría se presenta a través del conocido “Modelo de Markowitz”. En ella, se considera que un portafolio está formado por diferentes bonos de inversión, en los cálculos necesarios para medir el rendimiento total del portafolio y el riesgo final del portafolio se deben considerar los riesgos y rendimientos respectivos de todos los bonos de inversión que conforman el portafolio. Determinándose mediante cálculos de media y de la desviación estándar. Sin embargo, el nivel de rendimiento también se verá influenciado por los distintos niveles de correlación existente entre los diferentes bonos.

4.2.1 Mediciones de rendimientos de la cartera de inversión

Para obtener los rendimientos de la cartera, se realizan medias aritméticas que generan los valores de rendimientos esperados a partir de históricos.

La fórmula usada es muy simple:

$$\bar{R}_t = \sum_i R_{it}/T$$

Cada R_{it} indica el rendimiento de un bono, el bono i , medido en el instante t . Además T , simboliza el número total de periodos en los que se han obtenido muestras. En este caso, se tienen muestras mensuales durante 5 años. Con lo cual se genera una $T=60$ (5×12).

De esta manera el cálculo del rendimiento del portafolio se calcularía haciendo un sumatorio del tanto porcentaje invertido en un bono por su rendimiento esperado.

$$R_p = \sum_i w_i * \bar{R}_i$$

En el modelo que se implementa, está permitido el uso de unos porcentajes por exceso y por defecto del capital a invertir. Es decir, se dan unos márgenes de inversión y de toma de decisión.

Por lo tanto no cumpliría necesariamente que el sumatorio de porcentajes sea el 100% como se muestra a continuación:

$$\sum_i w_i = 100$$

Estableciéndose dicho valor entre dos cotas ligeramente superiores e inferiores a dicho porcentaje, de la forma que marca la ecuación siguiente:

$$CI < \sum_i w_i < CS$$

Siendo el inversor el que decidiría cuanto margen sería el que se usaría. En este proyecto se propone una cota inferior del 90% y una superior del 110%, a modo de ilustración del caso.

Esta proporciona unos márgenes al inversor del 90 y el 110 por ciento respecto a la cantidad total a invertir por su parte.

4.2.2 Mediciones de riesgo de la cartera de inversión

El riesgo de la cartera será medido mediante estadísticos como la varianza, la desviación típica o la covarianza.

Interesaría saber cuánto se separan los valores esperados de los reales en los históricos. Llevar a cabo este valor mediante una simple diferencia de valores sería

muy sencillo. Pero también sería engañoso, puesto que los valores que sobrepasaran el rendimiento esperado se anularían con los que se quedasen por debajo. Esto falsea mucho los resultados del trabajo.

Para paliar estos defectos, se podría trabajar con la varianza o la desviación típica, las cuales incluyen la diferencia antes nombrada al cuadrado. Esto hace imposible la anulación de términos que antes generaba conflictos.

La fórmula de la desviación típica sería la siguiente:

$$\sigma^2 = \frac{\sum_t (\bar{R}_i - R_{it})}{T}$$

Siendo T el número de periodos a evaluar y R los rendimientos. La raíz cuadrada de la varianza es la desviación típica. Una vez que se tuviesen todas las desviaciones típicas, se tendría un criterio para elegir entre dos opciones posibles.

Teniendo en cuenta que ya se tendrían como valores calculados los rendimientos y los riesgos asociados a cada uno de ellos, la casuística sería simple. Las decisiones serían muy fáciles de tomar.

$$\rightarrow \text{caso 1: } R_i = R_j \quad \text{con } \sigma_i < \sigma_j$$

En este caso las opciones cuentan con el mismo rendimiento, pero la opción j cuenta con mayor riesgo. Es lógico elegir la opción que genere menos riesgo al inversor partiendo de un mismo rendimiento.

$$\rightarrow \text{caso 2: } R_i > R_j \quad \text{con } \sigma_i = \sigma_j$$

En esta situación, las opciones i y j cuentan con un riesgo similar y rendimientos diferentes. Claramente el inversor se decantará por una opción con mayor rendimiento, partiendo de la base que en cualquiera de las dos asume el mismo riesgo.

$$\rightarrow \text{caso 3: } R_i > R_j \quad \text{con } \sigma_i < \sigma_j$$

Para este caso, los rendimientos y los riesgos son distintos. Siendo la opción i la que tiene mayor rendimiento y menos riesgo será la elegida, debido a que es la que cumple todos los requisitos en un grado mayor.

Este tipo de estudio sería en casos de elección única. Podría darse el caso, aunque el riesgo no sistemático, no se anularía ni disminuiría. Para ello, la cartera de inversión deberá contar con distintos bonos. Se trabajará con estadísticos que contemplen trabajar con varios elementos a la vez. Es decir, el cálculo de rendimientos y riesgos individuales no es un camino eficiente.

Se trabajará con la covarianza como estadístico que relacione el riesgo al elegir dos opciones a la par.

La covarianza es el producto de dos desviaciones, por lo tanto es importante hacer notar que $\sigma_{ij} = \sigma_{ji}$ puesto que si se invierten los factores del producto no se altera el resultado. Por lo que la varianza de un portafolio de dos bonos sería:

$$\sigma_p^2 = w_1^2 * \sigma_1^2 + w_2^2 * \sigma_2^2 + w_1 * w_2 * w_1^2 * w_2^2 * \sigma_{ij}$$

El comportamiento de la covarianza se analiza de la siguiente manera:

-caso 1: $\sigma_{ij} < 0$

Las ganancias de un bono se mezclan con las pérdidas de otro. Es lo que busca el portafolio idóneo.

-caso 2: $\sigma_{ij} > 0$

En los dos casos ocurre lo mismo. Si en uno obtenemos rendimientos mayores que los esperados en el segundo ocurrirá lo mismo. Si se obtiene algo peor de lo que se esperaba, sucederá en los dos bonos.

-caso 3: $\sigma_{ij} = 0$

Trabajo fin de grado: Algoritmo genético para el diseño de carteras de inversión en bonos soberanos.

Autor: Rafael Cruz Gargallo

Los rendimientos no guardan relación entre ellos.

En caso de que agrupar términos y teniendo en cuenta las peculiaridades pertinentes, el término del riesgo de la cartera de inversión quedaría de la siguiente manera:

$$\sigma_p^2 = \sum_i \sum_j w_i * w_j * \theta_{ij}$$

5. Modelo de optimización multicriterio

En este capítulo se detalla el modelo matemático que se ha desarrollado para el problema de inversión en bonos soberanos. El modelo es lineal, multicriterio (atendiendo a riesgo y rentabilidad a la par) y cuenta con dos restricciones como se puede ver a continuación. (4.1 y 4.2).

El modelo será denominado: Modelo con Especificación en el número de bonos (MENB).

$$\text{Min} \left\{ \alpha * \left(\sum_i \sum_j w_i * w_j * \theta_{ij} \right) + \beta * \frac{1}{\sum_i w_i * R_i} \right\}$$

s. a

$$CI_i * \gamma_i \leq w_i \leq CS_i * \gamma_i \quad (5.1.)$$

$$\text{Min} \leq \sum_i w_i \leq \text{Max} \quad (5.2.)$$

$$0 \leq w_i \leq 1$$

$$\gamma_i: \{0,1\}$$

En primer lugar se comenta la función objetivo:

La función objetivo se construye a partir de dos parámetros fijados por el usuario de dicho modelo. Tanto α , como β son parámetros de entrada, que corresponden a valores entre cero y uno, e indican la relevancia que le dará el modelo a minimizar riesgo, con el primer término, o maximizar beneficios, con el segundo término.

Para poder emplear de forma común el criterio de minimizar se ha llevado a cabo lo siguiente: Se contabiliza el riesgo mediante una expresión sencilla, y a continuación la inversa del rendimiento. Siendo así que esta función objetivo pretenderá maximizar beneficios disminuyendo el riesgo.

La expresión que hace referencia al riesgo, es un estadístico. Se lleva a cabo de una manera sencilla, hace el sumatorio del producto de las inversiones por la covarianza que existe entre ambos bonos. Haciendo uso de la definición de covarianza, se obtienen las siguientes conclusiones acerca de dicho estadístico: si la covarianza entre ambos bonos es cero, indica que lo que le suceda a un bono es independiente de lo que le suceda a los demás. En el caso de que esta fuera positiva, indica que en condiciones normales, el aumento de una, conlleva el aumento de la otra. Siendo negativo este valor, indica que el aumento de uno conlleva la disminución del otro, lo cual sería positivo. Debido a que si un bono baja de valor, el otro, subiría eliminando riesgo.

Por otro lado, se ha buscado reducir el valor también el segundo término. En este, se encuentra la inversa del rendimiento de la cartera.

Este rendimiento se halla como el sumatorio del promedio de los rendimientos de cada uno de los bonos por la cantidad a invertir en cada bono, incógnita del problema. Hallando así por la tanto, la inversa de un rendimiento global, el cual habría que minimizar.

Por otro lado, se tienen 2 restricciones, la restricción 5.1 y la 5.2, que determinan la región admisible del problema. Además una vez hallado el óptimo del problema, se impone una ecuación que se muestra a posteriori, a partir de la cual, se calcula el número de bonos que se adquieren de cada país.

En la primera ecuación, la 5.1, se hace referencia al tanto por ciento de capital invertido en cada país. Este porcentaje, queda delimitado por dos cotas, una superior y otra inferior. Estas cotas se verán activadas o desactivadas en función de si se invierte o no en dicho bono. Es decir, en caso de invertir en el bono $i = 1$, automáticamente quedarían activadas las cotas CS_1 y CI_1 . Dichas cotas son datos del problema. El inversor podría establecer unas cotas generales. O por el contrario establecer una cota superior y/o inferior para cada país. En caso de no invertir en un bono, su w_i quedaría anulada, siendo también nula su variable binaria asociada.

A continuación, se detalla con la segunda restricción (5.2). Esta restricción sustituye a la clásica restricción que determinaría que la suma de pesos asociados a la inversión en cada país sume la unidad:

Como se ha señalado, se ha acotado la inversión de manera que el inversor que establece el modelo pueda de una manera simple implementar unos márgenes para su problema particular flexibilizando la toma de decisiones entre determinadas cotas.

Así, se lleva a cabo lo siguiente, el sumatorio de los porcentajes de inversión se limita con una cota inferior y otra superior. A medida que los márgenes sean más amplios, la región de admisibilidad aumentará, aun que la solución será menos realista y precisa.

Por último y para terminar con el modelo teórico, se concluye con el cálculo del número de bonos a comprar en cada país.

El método de actuación de este caso sería el siguiente:

$$w_i^* = y_i * u_i$$

$$\text{Siendo } u_i = \frac{p_i}{C}$$

Las ecuaciones planteadas, funcionarían de la siguiente manera:

Una vez hallado el porcentaje a introducir en cada bono, se hallaría la y_i , la cual determina el número exacto de bonos a comprar de cada tipo. La u_i es la relación entre el precio de cada bono y la cantidad total a invertir. Por lo tanto despejando la incógnita principal quedaría lo siguiente:

$$y_i = \frac{w_i^*}{u_i} = w_i^* * \frac{C}{p_i}$$

Por lo tanto, la y_i sería el número entero más cercano a la cantidad obtenida.

Debido a que los bonos son números enteros, sería imposible para un comprador, adquirir 3,5 bonos.

Lo que se hace es multiplicar el porcentaje que se destina a cada bono por la cantidad total que se va a invertir, obteniendo así el dinero total que invertido en ese bono en particular. A posteriori, se divide entre lo el precio de cada bono. Obteniendo así el número de bonos que se invertirían.

6. Algoritmo Genético

El algoritmo genético (A.G.) ha sido la metaheurística elegida para el desarrollo de este trabajo de fin de grado. A continuación se desarrollará una breve introducción teórica acerca de este algoritmo, seguido de las pautas propuestas como norma general para el desarrollo de dicho algoritmo. Por último, se presenta la aplicación del A.G. al problema de inversión en bonos soberanos.

6.1. Fundamentos de los algoritmos genéticos.

Su autor Holland, fue el creador de esta metaheurística en los años 70 del pasado siglo. Dicha propuesta inicial ha sido la fuente de inspiración del cuerpo doctrinal de los denominados como algoritmos genéticos.

Este algoritmo trata de imitar el comportamiento evolutivo de las especies, a través de la evolución genética.

En dicha evolución, los mejores individuos tienden a permanecer y sobrevivir y los peores tienden a desaparecer. Este tipo de algoritmos que asemejan el comportamiento de la naturaleza se denominan algoritmos bioinspirados.

Se parte de una población inicial. La población es una matriz formada por vectores. Dichos vectores contienen valores binarios exclusivamente. Habitualmente se dice que los cromosomas del individuo representan la solución x , y que los genes del cromosoma (o agrupaciones del mismo) representa cada uno de los componentes del vector solución.

A continuación se podría contemplar la estructura de x , como vector solución e individuo de la población. Figura 6.1

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$$

1	1	0	0	1
---	---	---	---	---

Figura 6.1. Ejemplo individuo

En el ejemplo, el gen de x_2 tiene valor 1, es decir, está activado.

6.2. Procedimiento general seguido por un A.G.

A partir de una población inicial, se contemplaría que individuos deberían prosperar y cuáles no. Teniendo unos descendencia y otros no.

El proceso a seguir de manera general para este algoritmo es el siguiente:

- Generar una población inicial de individuos.
- Ver las características y rendimientos de cada uno, a partir de una función objetivo.
- Ver que miembros tendrán descendencia
- Llevar a cabo procesos para tener nuevos individuos (usaremos mutación y cruce).
- Estos nuevos individuos pasarían a formar parte de la nueva población. Por lo tanto repetiríamos el proceso desde 2, tantas veces como quisiéramos.

A continuación se explicará en detalle, los puntos antes citados:

6.2.1 Codificación

Previo a comenzar el problema, se debe establecer como representar la solución y cuál será su significado. Cada solución será un vector de tamaño m , con todos los elementos binarios. Este es el caso general, y solo resolvería problemas de tipo combinatorio.

De manera complementaria se puede representar un cromosoma. Siendo un procedimiento sencillo si las variables son exclusivamente binarias.

Para problemas con mayor nivel de complejidad, se podría usar dicho algoritmo aplicando genes enteros o reales. La dificultad aparecería principalmente en las operaciones de cruce.

6.2.2 Generar la población inicial.

Una de las primeras decisiones que hay que tomar en el diseño de este tipo de algoritmos aparece aquí. Se debe determinar un tamaño de población, es decir, que cantidad de vectores solución la formarán. Si el tamaño de la población no es adecuado puede que el algoritmo no responda como se desee. Una población muy grande puede que sufra pocas evoluciones. Sin embargo una población de tamaño relativamente pequeño puede que se estanque en un mínimo global. Esto sucederá debido a que la población pequeña se ve muy afectada con pequeños cambios.

Lo más conveniente es llevar a cabo varias pruebas de manera que quede concretado que tamaño es el idóneo para la población. Se supondrá una población de n individuos para la explicación.

La manera más sencilla de entender dicha población es mediante una matriz. Dicha matriz tendrá un tamaño de $n \times m$. Representando cada fila a un individuo y cada columna a un gen.

Por tanto serán generados n vectores aleatorios.

6.2.3 Evaluación.

Para conocer la calidad de las soluciones generadas lo más común es acudir a una función objetivo la cual determinará su rendimiento. Se puede implementar tanto para funciones objetivo de minimizar como de maximizar. Ese rendimiento podría adoptar el nombre de *fitness*.

6.2.4 Seleccionar los individuos con mejores características para el cruce.

Este apartado se puede implementar de muchas maneras. La que aquí se sigue es la siguiente: un individuo se seleccionará con una probabilidad, normalmente mayor mientras mejor *fitness* tenga. Esa probabilidad, suele obtenerse del cociente entre su *fitness* y el sumatorio de todos los *fitness* de la población.

Mediante probabilidades acumuladas y el método de la ruleta elegiríamos que elementos se quedan y cuales se van. A continuación se puede contemplar la mencionada como ruleta de probabilidades (Figura 6.2).

En ella se pueden contemplar claramente que la solución 3 debería permanecer en la población con mayor probabilidad que cualquier otra. Ocurriendo lo contrario con la solución 1.

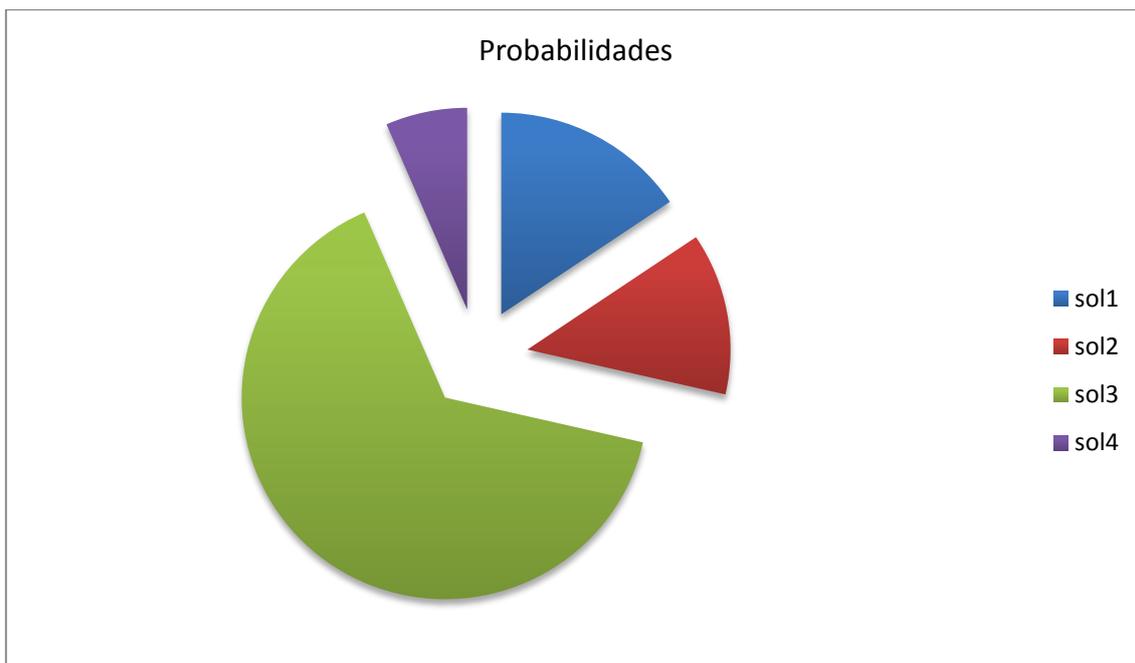


Figura 6.2 ruleta de probabilidades

6.2.5 Cruzar los individuos seleccionados.

Se deberá tomar como medida principal que elementos se van a cruzar y cuál será el método de cruce.

Una manera común de generar un cruce es partir de dos individuos generar un tercer y cuarto "hijo" siguiendo la siguiente metodología:

Se selecciona un punto de cruce p a partir de cual se intercambian los genes de ambos "padres". A continuación se puede ver un ejemplo de cruce con dos padres y dos hijos en la figura 6.3.

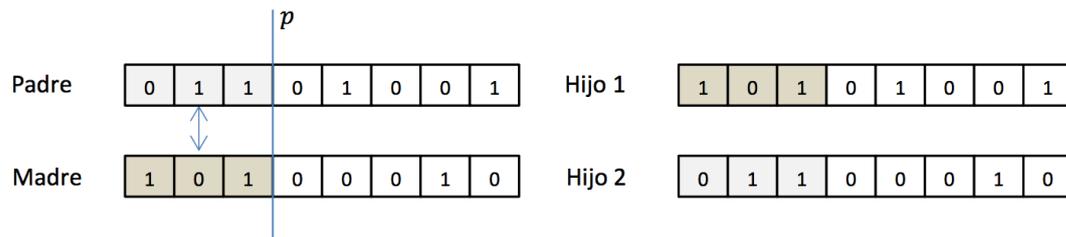


Figura 6.3: Ejemplo de mutación a partir del gen p

6.2.6 Mutar

Al igual que sucede en la naturaleza, en ocasiones hay mutaciones naturales. Este algoritmo también las incluye. Es una manera más de ir generando nuevas soluciones. Es un proceso que se lleva menos a cabo debido a que favorece el estancamiento en óptimos locales.

Simplemente activa un gen de una solución para activar otro, generando así una solución nueva.

6.2.7 Repetir

Una vez completada la población, se establece algún criterio de parada. Podría marcarse un número finito de cruces o mutaciones, o un número de iteraciones sin mejora, por ejemplo. Una vez llevadas a cabo dichas operaciones, se podría remarcar la mejor solución de la población final atendiendo al *fitness* o establecer una media entre las soluciones de la población final.

6.3. Aplicación al problema de cartera de inversión

Para la resolución del problema del portafolio de inversión se implementa un algoritmo genético, el cual se describe en este apartado y cuya novedad más significativa se ubica en la codificación del individuo, mediante un cromosoma definido a través de un vector que incluye tanto genes binarios como continuos.

6.3.1 Codificación

El problema se resolverá mediante vectores de tamaño 22+2. En dicho cromosoma se establecen 11 variables binarias y 23 continuas.

Cada una de las variables binarias representará el hecho de invertir o no en cada uno de los bonos de los distintos países. Distinguiendo en cada caso si el problema es a corto, medio o largo plazo.

Por otro lado, las variables continuas que acompañarán a las binarias, indicarán qué porcentaje de la inversión será destinado a cada bono.

Para finalizar, existirán dos genes de variables continuas. Estas casillas corresponderán a la probabilidad acumulada que antes se menciona para el caso general. Y el otro para el *fitness* de dicha solución.

A continuación se puede visualizar un ejemplo de individuo de tamaño menor en la figura 6.2.1. En este ejemplo, se tendría 4 posibles en los que invertir (la variable binaria y el porcentaje invertido en un determinado bono daría lugar a ocho genes), más el registro sobre el que se almacenaría el *fitness* y el registro de la probabilidad de que el individuo fuera seleccionado.

0	0	1	15	1	50	1	35	500	0.8
---	---	---	----	---	----	---	----	-----	-----

Figura 6.2.1 ejemplo de individuo

6.2.2 Generar la población inicial.

En este caso, la población inicial se definió experimentalmente, comprobando cual generaba mejores soluciones. El tamaño de la población quedó definido en 50 individuos. Quedando así una matriz de 50 x 24.

6.2.3 Evaluación de las soluciones.

La evaluación de los vectores se llevó a cabo mediante la función objetivo marcada en el modelo teórico propuesto. En él, cada vector obtiene un *fitness* asociado que marca qué rendimiento en cuanto a beneficio y riesgo proporcionaba.

Trabajo fin de grado: Algoritmo genético para el diseño de carteras de inversión en bonos soberanos.

Autor: Rafael Cruz Gargallo

La fórmula que genera dicho *fitness*, tenía en cuenta que tanto porcentaje se destinaba a qué bonos y qué rendimiento tenían estos. Además, con el uso de la covarianza y el porcentaje invertido en cada tipo de bonos se obtenía una referencia del riesgo al que se sometería el inversor.

6.2.4 Seleccionar los individuos con mejores características para el cruce.

Mediante reconversiones con la función objetivo y probabilidades acumuladas se ha llevado a cabo la ruleta probabilística. A partir de este método, los elementos con *fitness* alto tendrán posibilidades mayores de cruzarse con otros con *fitness* elevado. Dejando a los individuos menos capacitados en un segundo plano.

6.2.5. Cruzar los individuos seleccionados.

El cruce en el problema desarrollado ha sido llevado a cabo de una manera particular. Al cruzar dos individuos se obtenía un hijo con características tanto de un padre como de otro.

Se partió de la base que todos los genes que los padres tuvieran iguales serían heredados por el hijo.

Por otro lado los genes que fueran distintos, serían activados o desactivados con una probabilidad idéntica, es decir, cincuenta por ciento para cada caso.

Lo comentado hasta ahora en este apartado hace referencia a los genes binarios, que son genes de activación o desactivación, como ya se comentó en apartados anteriores.

Es decir, si los padres tuviesen activado el gen cuatro, el hijo automáticamente lo tendría activado. De manera similar ocurriría si los dos padres lo tuviesen desactivado. Teniendo el hijo ese mismo gen anulado.

Para el tema de los genes continuos, se actuó de manera peculiar. Para el caso de tener el hijo activado la variable binaria anterior, se llevaría a cabo una media entre los genes continuos asociados de ambos padres.

Directamente en caso de que la variable binaria estuviera anulada, la parte real asociada a ella estaría anulada.

6.2.6 Mutar

La mutación para este problema se ha llevado a cabo de una manera similar a la mutación estándar. Simplemente, se ha escogido aleatoriamente un bono, es decir, su variable binaria y su variable continua.

Una vez elegido un gen aleatorio, se estudia si estaba activado o desactivado. En caso de estar activado, se desactivaba, tanto su parte binaria como su parte continua. El capital sobrante se invierte aleatoriamente en un gen, en el cual se activaría la parte binaria y se situaría todo lo sobrante en la casilla de la variable continua.

Sin embargo, en caso de estar el bono elegido desactivado, pasaría a activarse su parte binaria. Si quedase capital sobrante, se introduciría todo lo posible, de no ser así, se desactivaría otro gen aleatorio (tanto parte binaria como parte continua) y se depositaría todo el capital posible en el primer gen seleccionado (en el gen de variable continua), activándose automáticamente el gen binario asociado.

6.2.7 Comenzar el proceso iterativo

Para este problema se han llevado a cabo entre 200 y 500 iteraciones. Guardando en todo momento las mejores soluciones.

Ha sido supuesto que cada iteración equivaldría a una mutación o a un cruce. Siendo obligatorio que sucediese alguno de ellos. Las probabilidades asociadas a un suceso u otro, se establecieron de manera experimental tal y como será comentado en apartados posteriores.

7. Diagramas de flujo.

En este apartado se explican y detallan los distintos diagramas de flujo de los programas creados y usados para el desarrollo y la resolución de este problema.

Han sido desarrolladas ocho funciones para obtener tanto los vectores, como las poblaciones y sus posteriores evoluciones.

- 1) Crear vector.
- 2) Comprobar y modificar vector.
- 3) Calcular *fitness*.
- 4) Calcular probabilidades.
- 5) Crear matriz de poblaciones.
- 6) Función cruce.
- 7) Función mutación.
- 8) Proceso global con iteraciones.

A continuación se detallan estas funciones, acompañadas de un diagrama de flujo como medida de representación gráfica.

7.1 Crear vector

El diagrama de flujo mostrado en la página siguiente, representa cómo conformar los vectores que formarán la población de soluciones a partir de la cual se partirá.

En primer lugar, como se puede apreciar, se rellenan los espacios de las variables binarias, asignando aleatoriamente valores de ceros o unos.

Estas asignaciones indicarán donde se invertirá. Quedando los registros de la derecha de cada binario destinados a la cantidad en porcentaje que se invertirá.

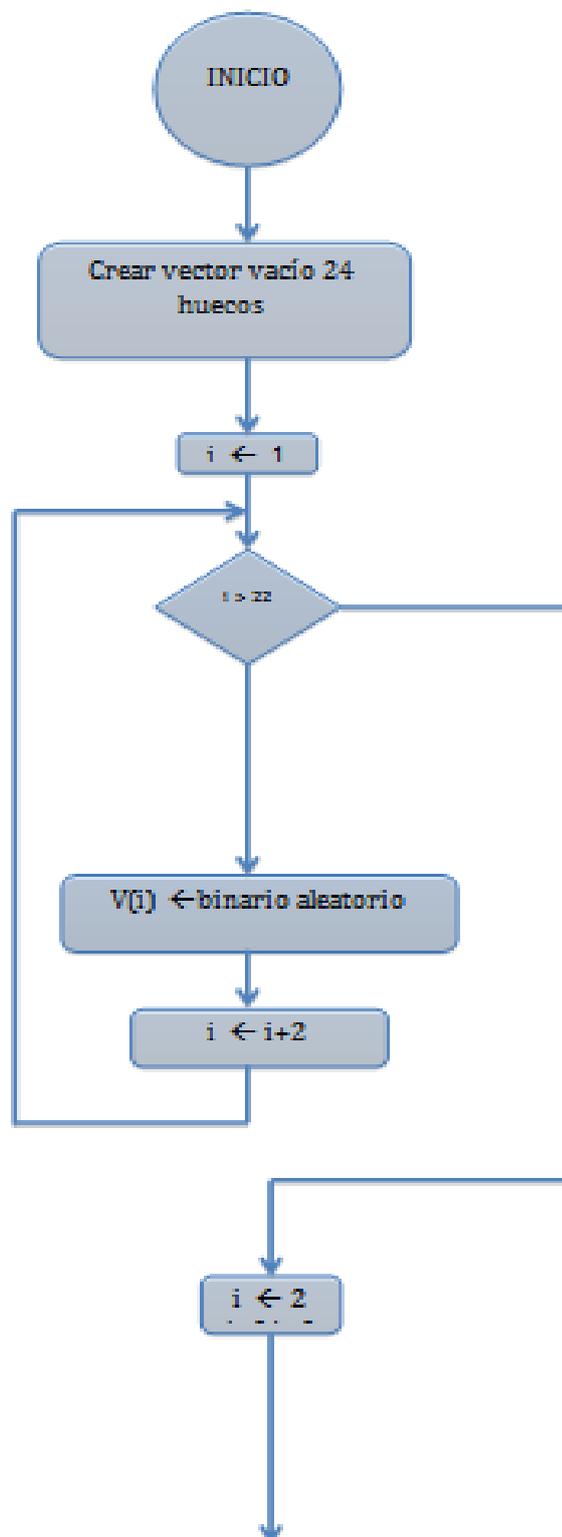
En segundo lugar, se asigna qué porcentaje se invertirá en cada bono. De manera que los binarios con ceros asignados generarán un cero en su casilla posterior, es decir, si el binario es nulo, su variable real asociada es nula también. Y los registros de variables continuas que tengan un binario con valor uno asignado, tendrán un número real asignado, el cual oscilará de manera aleatoria en el intervalo 5 y 50.

Con esto el programa se asegura que habrá diversificación en la cartera de bonos. Ya que no invierte todo a un mismo bono por mucho rendimiento o poco riesgo que genere, con ello se reducirían los riesgos no sistemáticos. Por otro lado evita que haya cantidades de capital pequeñas invertidas en algunos bonos. Siendo el porcentaje mínimo del cinco por ciento.

Por último, denotar, que esta función no obtiene vectores solución admisible. Solo los genera, y con funciones que serán desarrolladas a posteriori, se les aplicarán a estos, modificaciones para que pasen a ser vectores admisibles.

También comentar que quedarían dos casillas vacías del vector individuo, las dos últimas. Son las pertenecientes al *fitness* y a la probabilidad. Como se ha comentado anteriormente, estas dos casillas serán usadas para evaluar cada solución y para analizar la probabilidad de entrada o salida, respectivamente.

A continuación, se presentan los diagramas asociados a la función *crear vector* en la figura 7.1.



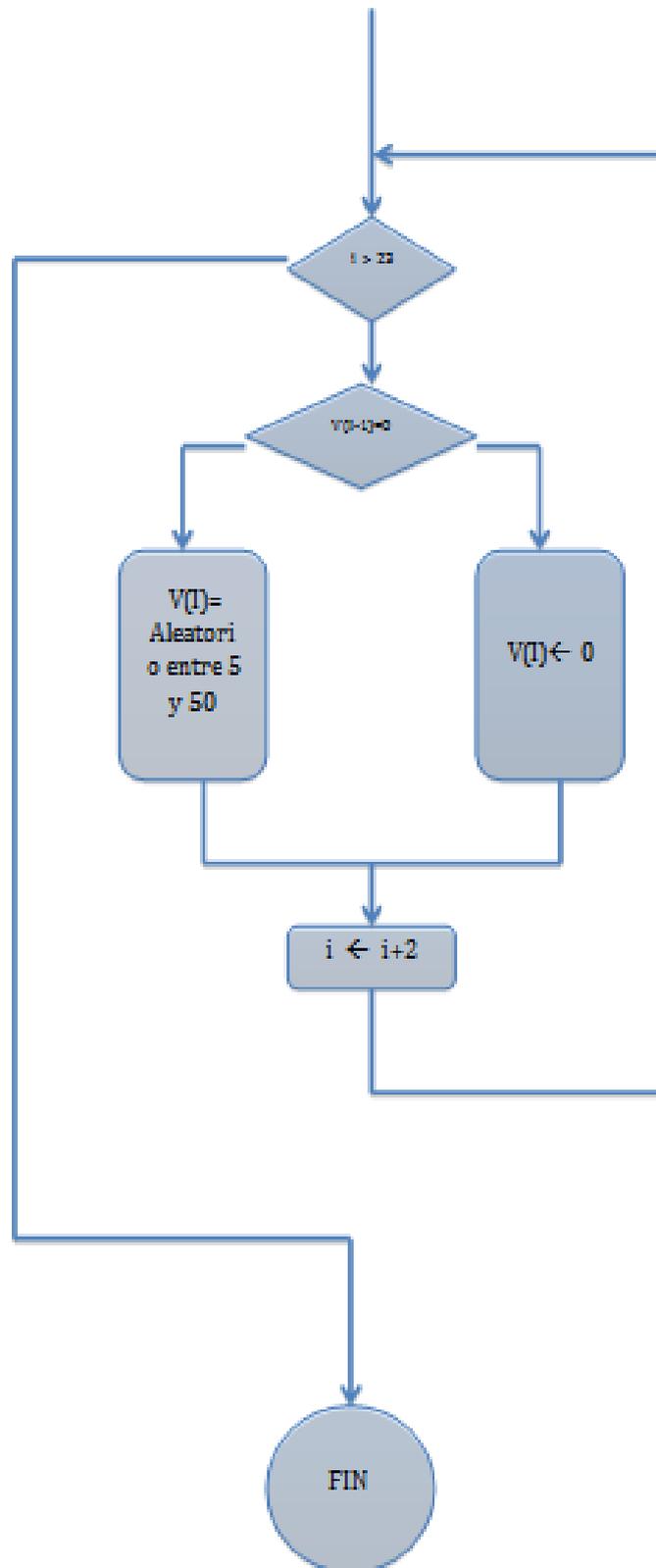


Figura 7.1. Diagrama de flujo asociado a la creación del vector

7.2 Comprobar y modificar

El objetivo de esta función es verificar la admisibilidad de los vectores solución generados en la función comentada en el apartado anterior (7.1 crear vector).

La función cuenta con dos bucles, para la verificación de los vectores.

En primer lugar, se lleva a cabo un bucle que calcula de manera iterativa el porcentaje de la inversión que se ha realizado en el vector ya creado.

En segundo lugar, y una vez habiendo calculado el porcentaje ya usado, se procede a verificar si el vector es admisible o no, es decir, si se encuentra en la región admisible delimitada por las cotas superior e inferior comentadas en el modelo teórico.

Dicho bucle está fraccionado en dos bucles de menor tamaño, los cuales verifican por separado que el vector solución supera a la cota inferior y el segundo, que dicho vector no alcanza a la cota superior. El modo de actuación es sencillo, si el vector tiene un porcentaje total de inversión inferior al marcado, se procedería a activar aleatoriamente casillas binarias, introduciendo en su registro correspondiente un porcentaje de inversión igual al cien por cien de la inversión, menos la cantidad ya invertida. En caso de superar la cota superior, el procedimiento a seguir sería desactivar alguna casilla binaria con su correspondiente casilla de porcentaje de inversión. Una vez llevado a cabo dicho bucle se calcularía de nuevo el porcentaje de inversión total de dicha solución, volviendo a entrar al bucle y haciendo las comprobaciones pertinentes.

A continuación, se muestra el diagrama asociado a la función comprobar y modificar en la figura 7.2.:

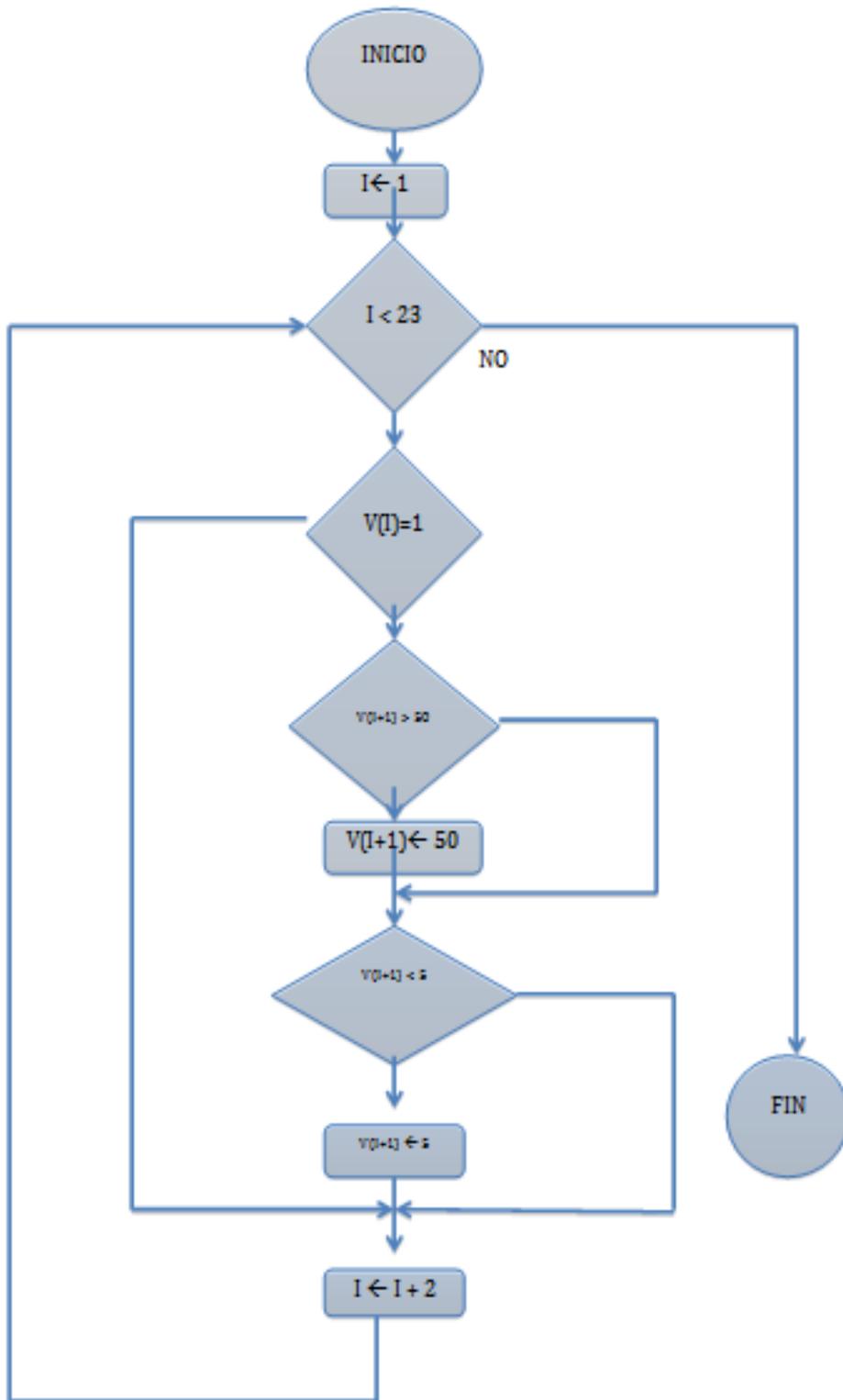


Figura 7.2. Diagrama de flujo para el análisis y la comprobación de vectores solución.

7.3 Calcular *fitness*

En esta función se pretende hallar el *fitness* de un vector solución.

Se considerarán dos partes del bucle para simplificar tanto la explicación como la representación de los diagramas.

7.3.1 Calcular *fitness* (1)

En este primer diagrama asociado al *fitness*, la función calcula el término de rendimiento asociado a este. El bucle es sencillo, itera almacenando el sumatorio del producto de cada casilla de variable continua por su rendimiento. Una vez obtenido el término del rendimiento, se le hace su inversa y se almacena en la casilla destinada al *fitness*, obteniendo así su primer término.

7.3.2 Calcular *fitness* (2)

En este segundo diagrama se procede a calcular el segundo término que determina el *fitness* de un vector solución, es decir, el término asociado al riesgo.

Para ello se genera un bucle, el cual recorra el vector doblemente para ir fijando el primer término, e ir multiplicándose por los demás porcentajes y la covarianza que mantienen entre ambos.

Una vez hallado el riesgo del vector analizado, se almacena en la casilla del *fitness*. En la cual ya estaba almacenada la inversa del rendimiento.

A continuación se presentan los diagramas asociados a los subcapítulos 7.3.1 y 7.3.2. en los gráficos asociados 7.3.1 y 7.3.2.

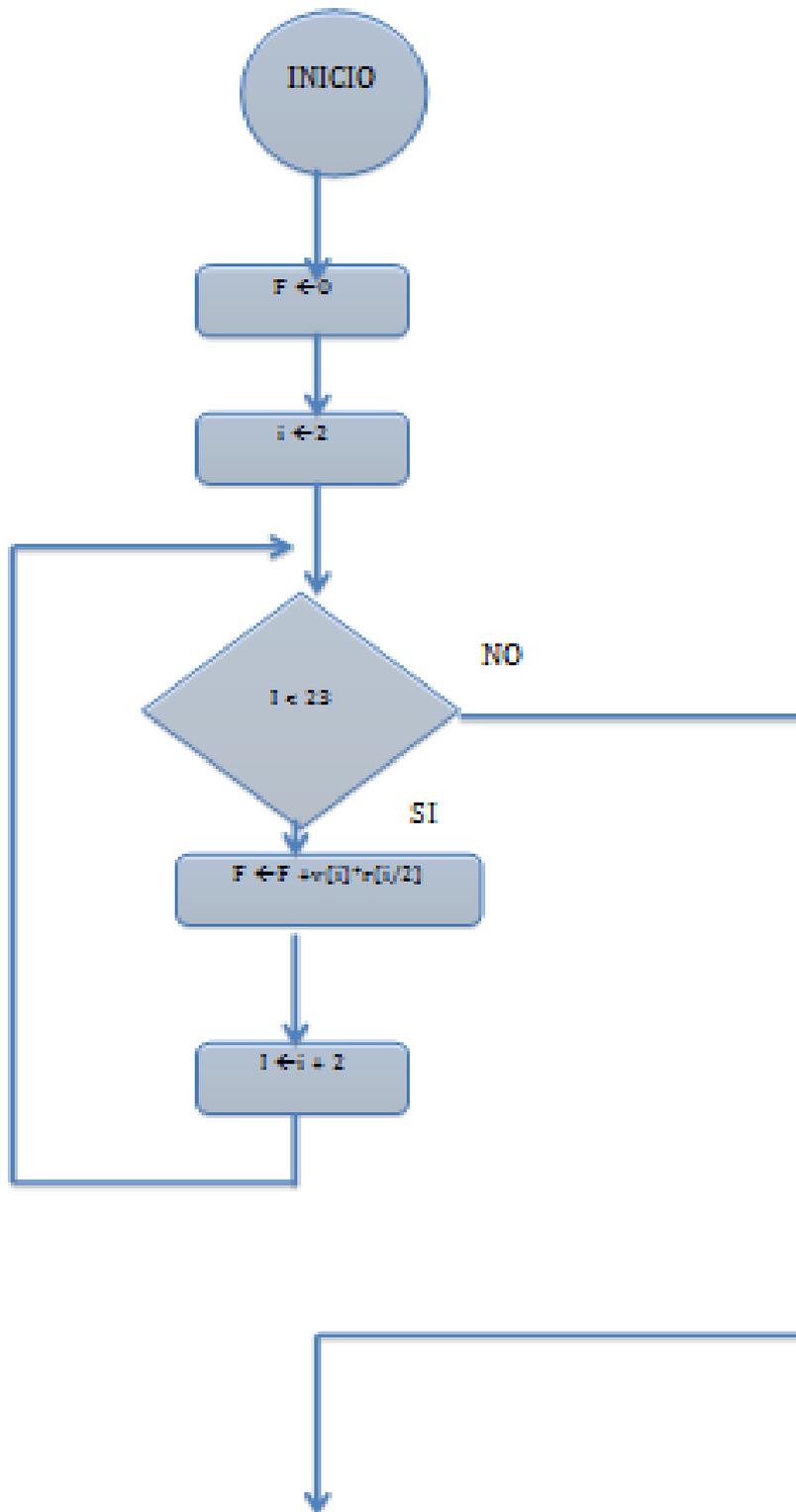


Figura 7.3.1: Diagrama de flujo asociado a calcular fitness (1).

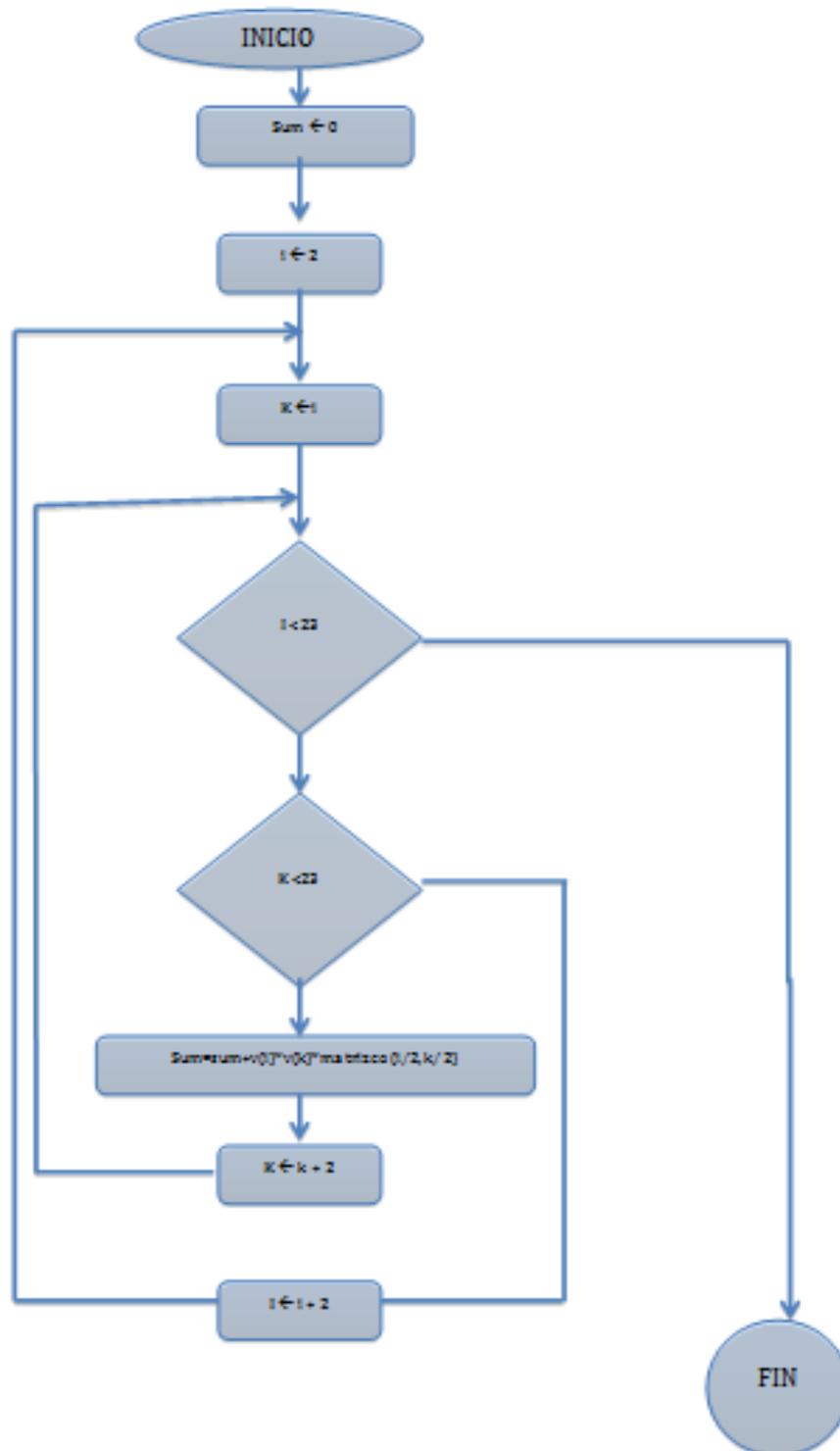


Figura 7.3.2: Diagrama de flujo asociado a calcular fitness (2).

7.4. Hallar probabilidades acumuladas.

En este diagrama se tiene como objetivo hallar el valor de la casilla asignada a probabilidades que antes se comentó.

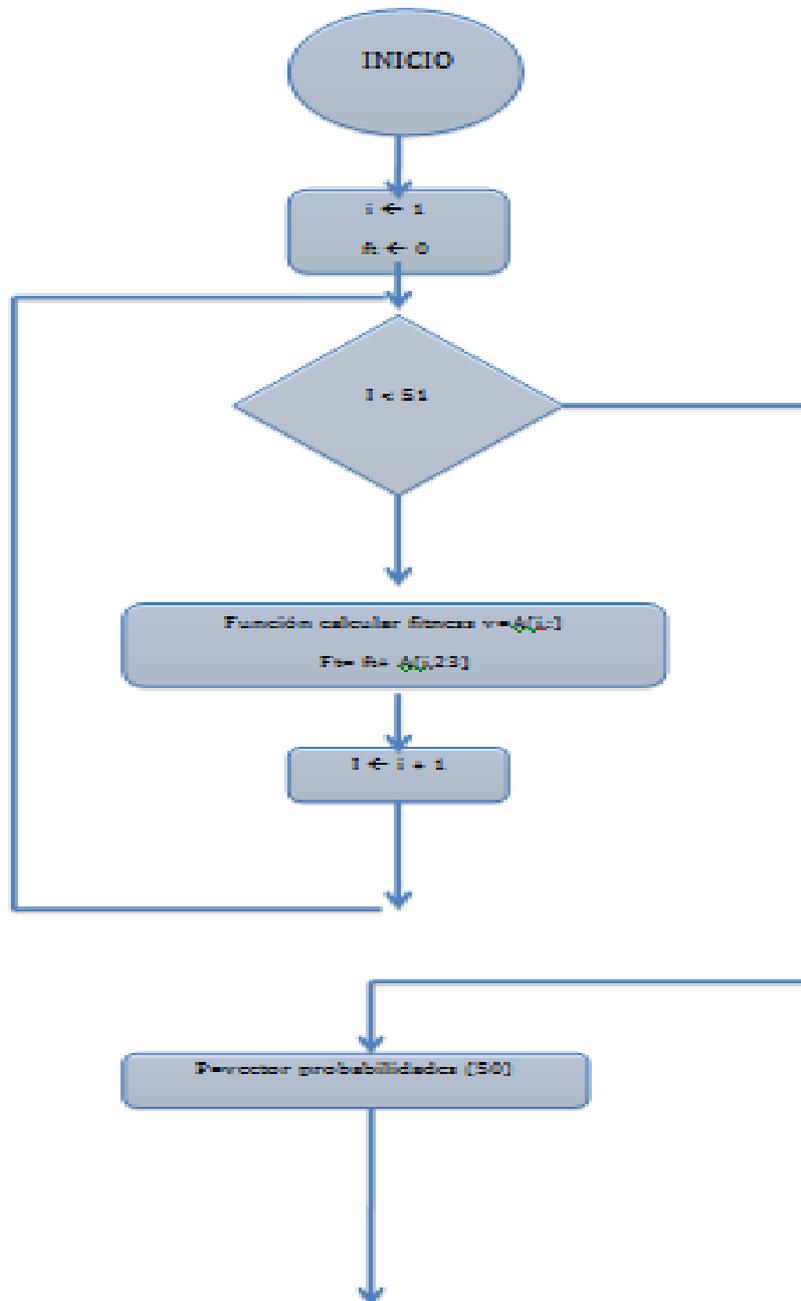
Dicho diagrama cuenta con tres bucles.

En el primer bucle, se recorre la población entera (los cincuenta individuos), almacenando una variable auxiliar que corresponderá al sumatorio del *fitness* total.

A continuación, se genera un vector *p*, de tamaño cincuenta, al igual que la población. Dicho vector almacenará las probabilidades individuales de cada vector, que serán usadas por la ruleta probabilística. En este segundo vector se recorren todos los individuos, realizando el cociente de sus *fitness* entre la suma del *fitness* total, calculado en el primer bucle. Asignando cada probabilidad al componente del vector *p* asociado.

Por último, se lleva a cabo un bucle que recorre las casillas asociadas a las probabilidades, almacenando en cada una de ellas el valor de la probabilidad de ese vector más la del anterior. Consiguiendo así, que las probabilidades almacenadas en la casilla destinada a ello, sean probabilidades acumuladas.

A continuación, se pueden observar los diagramas asociados a dicha función. Siendo esta figura la 7.4



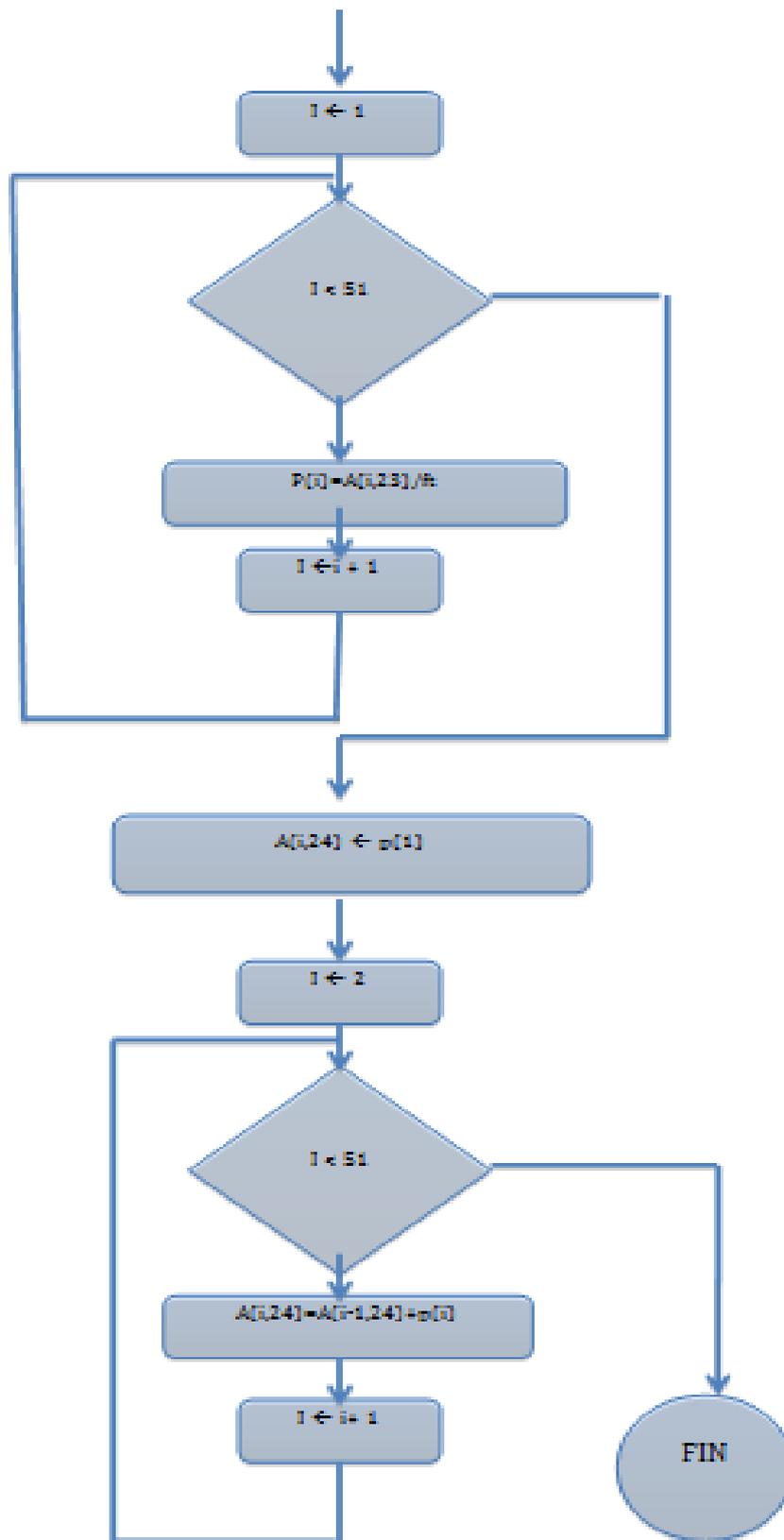


Figura 7.4 : Diagrama asociada al cálculo de probabilidades.

7.5 Crear matriz inicial

Esta función tiene el objetivo único de formar la población inicial, a partir de la cual se irán consiguiendo variantes con las iteraciones.

Dicho diagrama cuenta con un único bucle. Este bucle va almacenando vectores uno a uno y los va introduciendo en filas de la matriz población.

Antes de establecer cada vector como parte de la matriz, este es sometido a dos funciones ya comentadas, la función de comprobar y modificar (7.2.) y la función de probabilidades (7.4). De esta manera, queda garantizada la admisibilidad de todos los vectores solución que se acepten en dicha matriz, y además se genera su probabilidad.

A continuación, se muestran los diagramas de flujo asociados a dicha función en la figura 7.5.

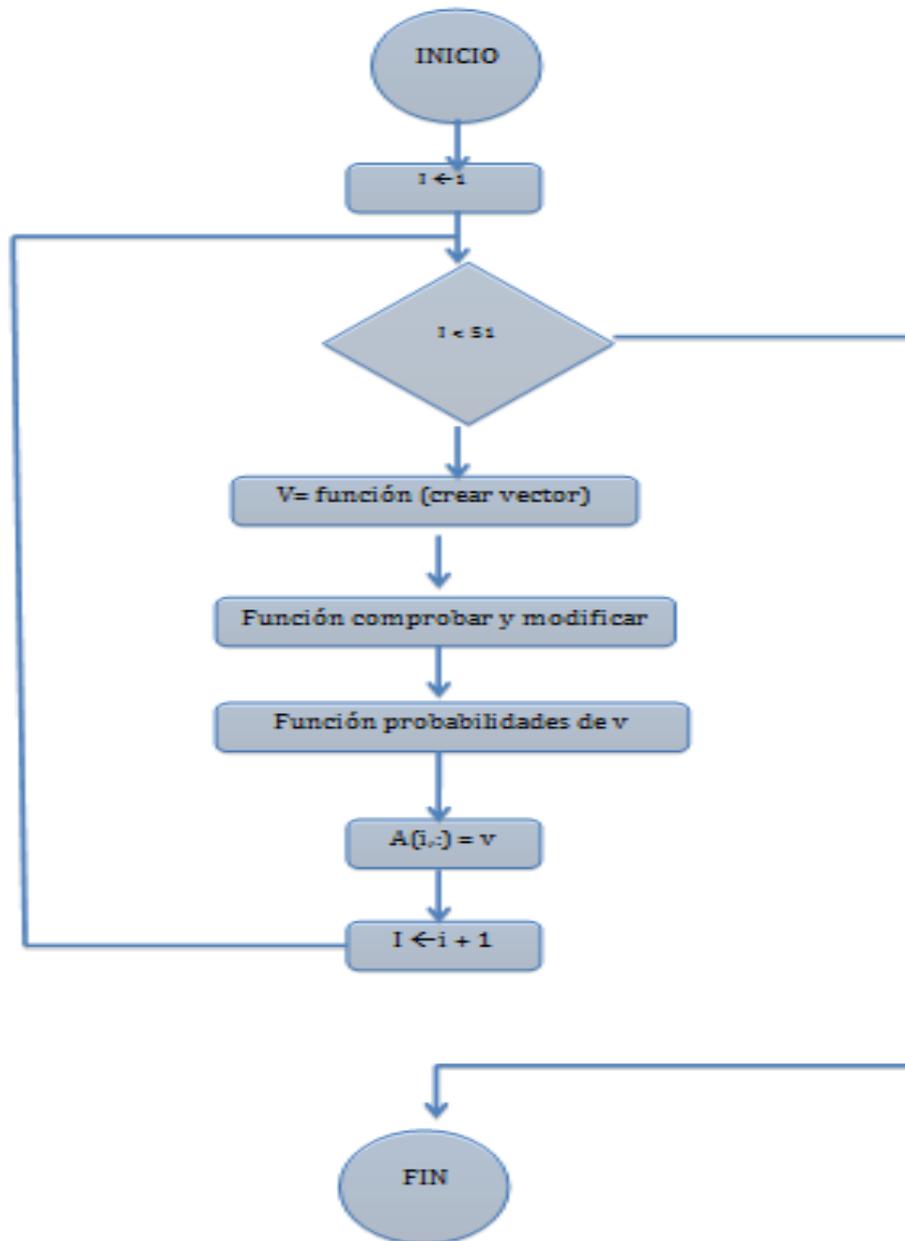


Figura 7.5: Diagrama asociado a crear matrices dentro del problema global.

7.6. 1. Entrada a cruce

Este bucle tiene como meta asignar cuáles serán los padres en un cruce. Se lleva a cabo mediante las probabilidades acumuladas halladas en apartados anteriores (subcapítulo 7.4).

El diagrama está formado por tres bucles: el primer bucle halla el inverso del *fitness* de la totalidad de la población, el segundo crea un vector “pent” en el cual se almacenan las probabilidades acumuladas. Pero esta vez a partir de la inversa del *fitness*. Por último en el tercer bucle, se eligen a ambos padres.

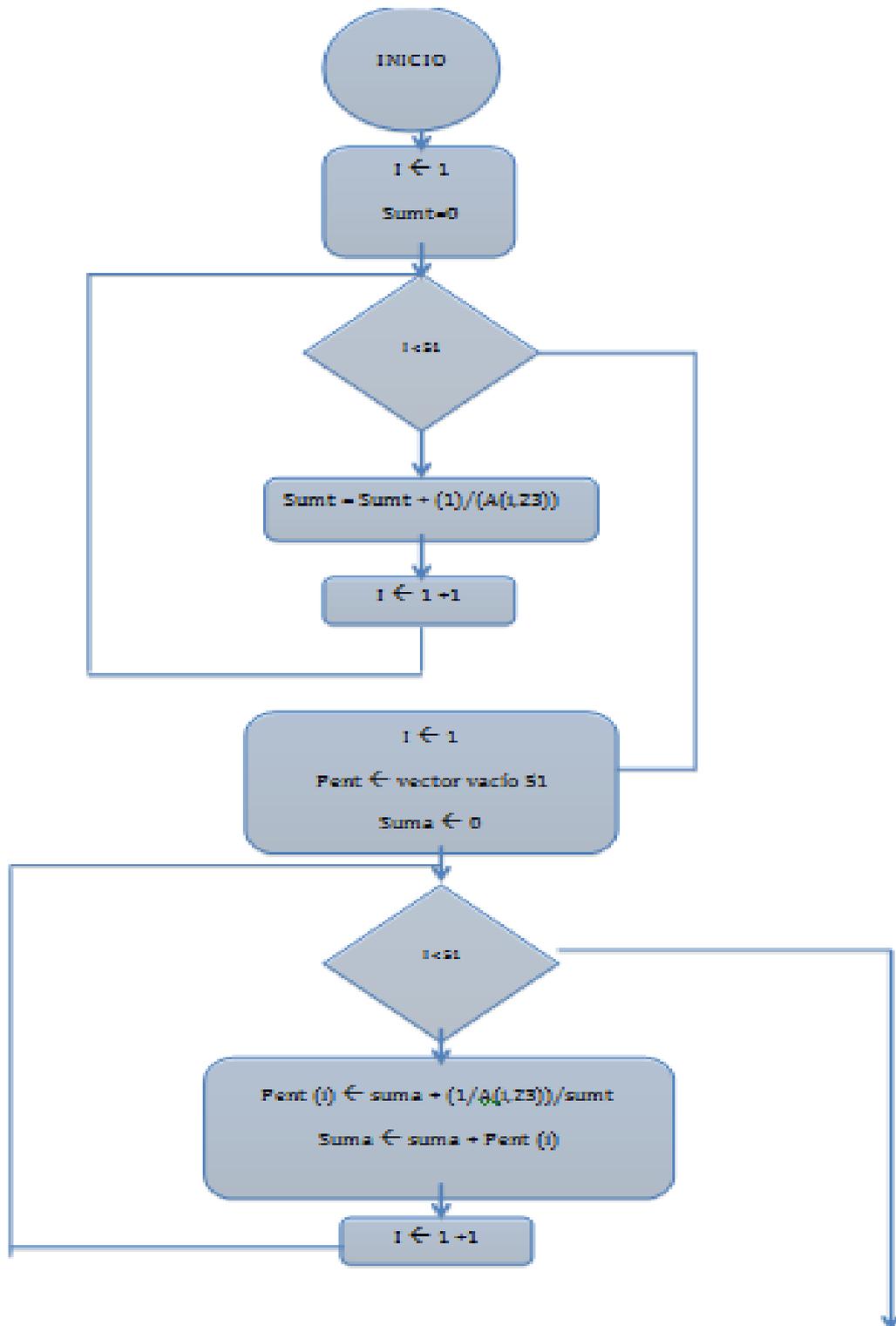
A continuación se detalla de manera más explícita los pasos que se llevan a cabo en cada uno de los tres bucles comentados anteriormente.

En el primero de los bucles, se calcula de manera iterativa el sumatorio de todos los inversos de los *fitness*. El bucle recorrerá los cincuenta individuos solución que albergan la matriz.

Una vez calculado dicho valor, se procede a entrar en el segundo bucle. Este almacena en el vector “pent” antes comentado, el cociente entre el inverso del *fitness* y la suma total de todos los inversos de *fitness*, más este mismo término del vector anterior. De modo que se va almacenando una probabilidad acumulada en cada uno de los vectores solución. Siendo los vectores más potentes en cuanto a *fitness* aquellos que tendrán más diferencia entre su casilla de probabilidad y el vector solución anterior.

En tercer y último lugar, se lleva a cabo un bucle que seleccionará a los padres en la función cruce. Siendo las mejores soluciones las que cuenten con mayor probabilidad de ser seleccionadas. El modo de ejecución ha sido el siguiente, se generan variables aleatorias entre cero y uno, y se comprueba entre que dos casillas de probabilidad acumulada de vectores solución se encuentra dicho valor. Seleccionando el elemento anterior al que verifique esto, se habrá elegido el padre según la ruleta probabilística. Esto se ejecuta dos veces, comprobando que el vector indicado en la primera iteración y el vector indicado en la segunda, no coinciden. Una vez que esto suceda, habrán quedado definidos los vectores de entrada de la función ejecución cruce (7.6.2).

A continuación, se muestran los diagramas de dicha función en la figura 7.6:



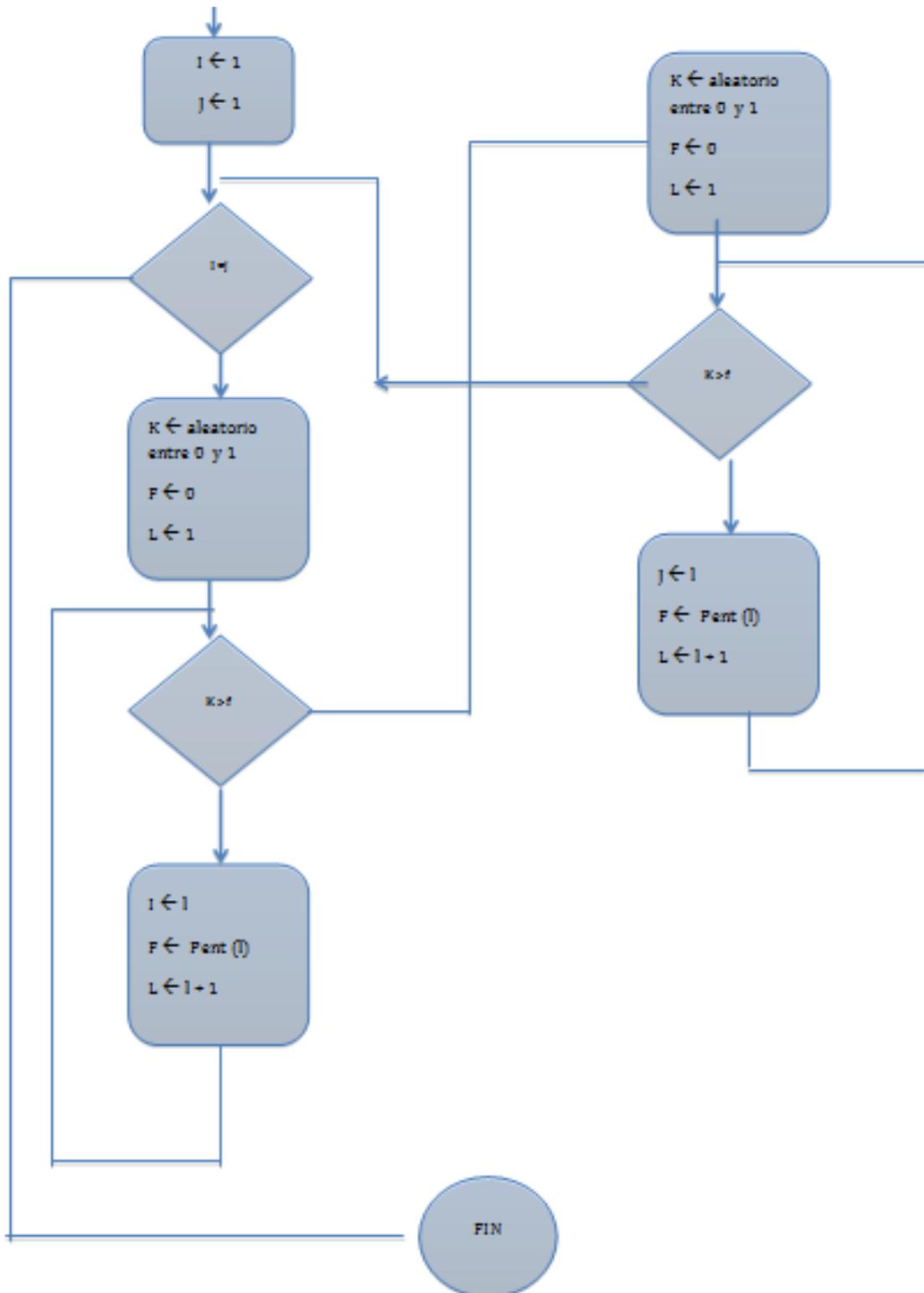


Figura 7.6.1 Entrada a cruce.

7.6.2 Ejecución de cruce

El objetivo de este diagrama, es a partir de la selección de individuos desarrollada en el diagrama 7.6.1, llevar a cabo un cruce entre ambos vectores individuo.

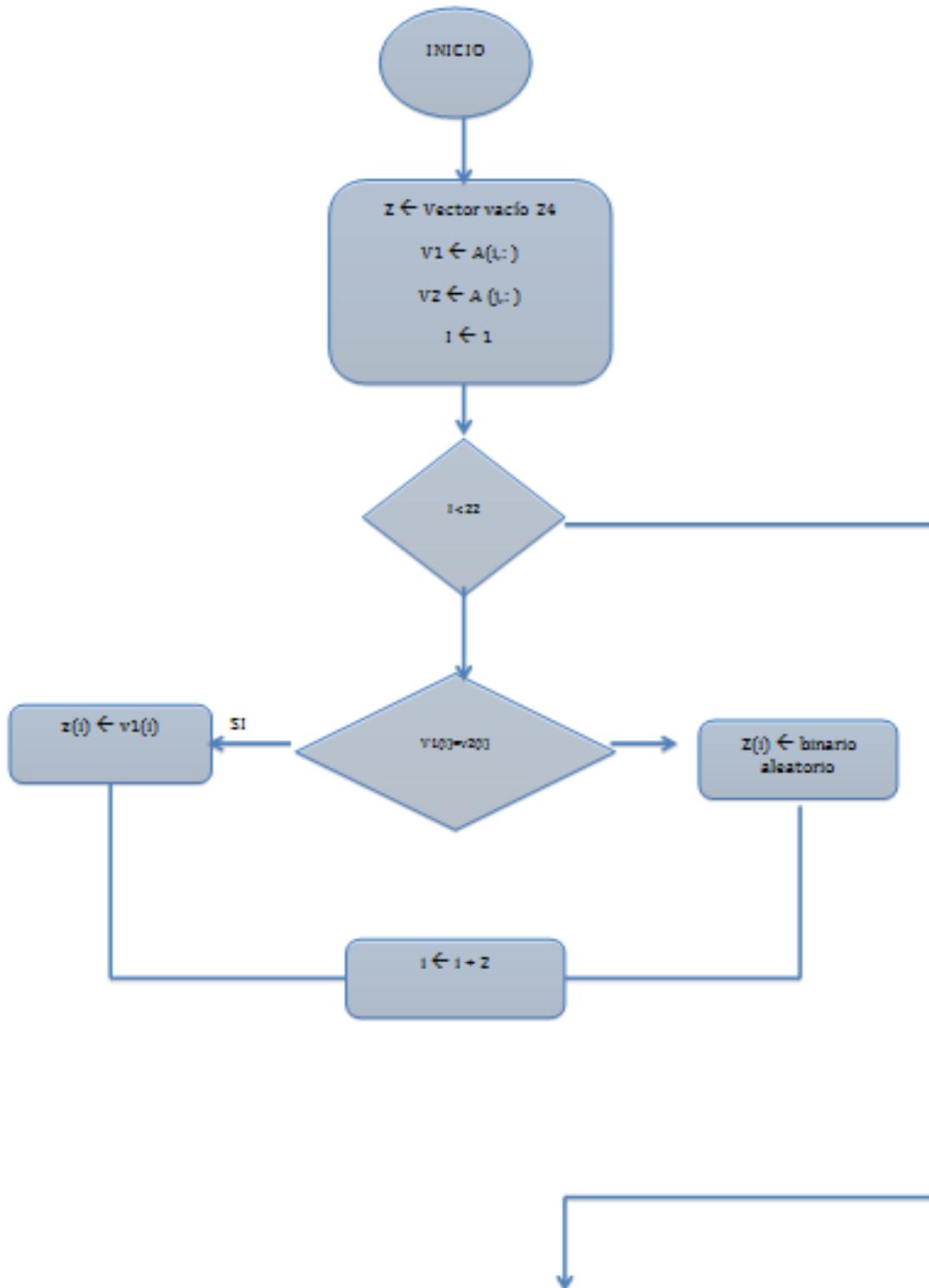
El diagrama está formado por dos bucles y por una ejecución de funciones al final sobre el vector resultante.

En primer lugar, se genera un bucle que recorrerá todas las casillas binarias de los vectores ya elegidos. De modo que si dichos genes coinciden en valor, el vector z (hijo), tendrá asignado ese gen de valor binario. En caso de no coincidir se asignará aleatoriamente una variable binaria. Una vez completado todas las casillas binarias de los dos vectores seleccionados, se procede en el siguiente bucle.

En este segundo bucle se analizan los resultados obtenidos del primero, y se recorren las casillas del vector z (hijo) de modo que si la variable binaria asociado es nula, automáticamente, se anula su casilla de porcentaje de inversión correspondiente. En caso de estar activada, se realiza una media entre los porcentajes de los vectores padres. Una vez recorrido todo el vector se procede a la tercer y última parte.

En esta parte, únicamente se somete al vector a la función comprobar y modificar (7.2) y a la función calcular *fitness*.

De esta manera, habría quedado asignado un nuevo vector solución.



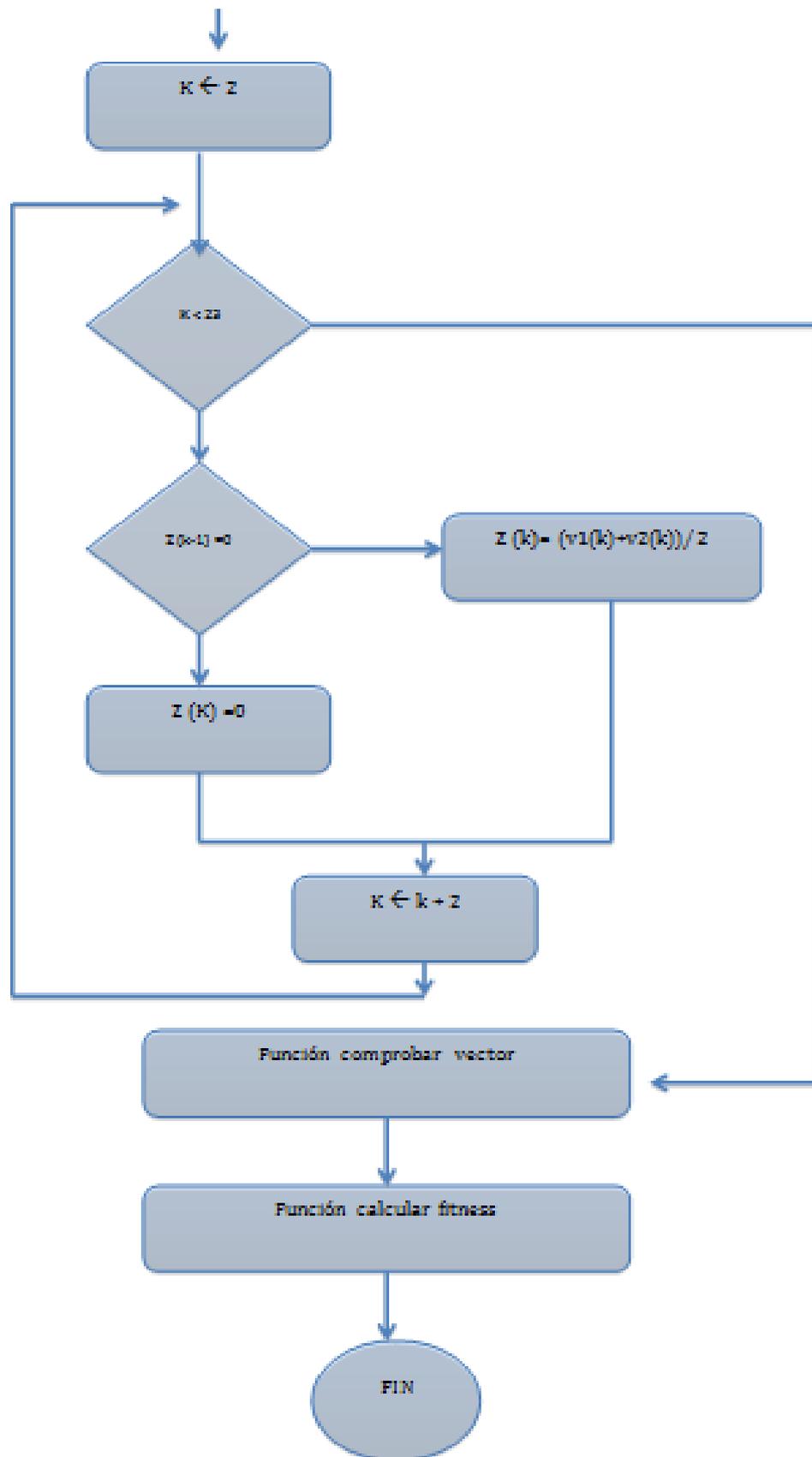


Figura 7.6.2: Diagrama de flujo de ejecución de cruce

7.7. Función mutación.

La finalidad de esta función es obtener una solución a partir de otra variando un gen, es decir, se activa una inversión para desactivar otra o viceversa.

El diagrama está formado por una serie de asignaciones en el principio, posteriormente hay dos bucles. El primero de ellos sirve para ver el porcentaje total invertido en el vector en cuestión. Y el segundo de ellos para repartir la cantidad sobrante. Para finalizar el vector pasa por las pertinentes funciones de comprobación y cálculo de *fitness*.

A continuación se detallará los pasos seguidos por el diagrama.

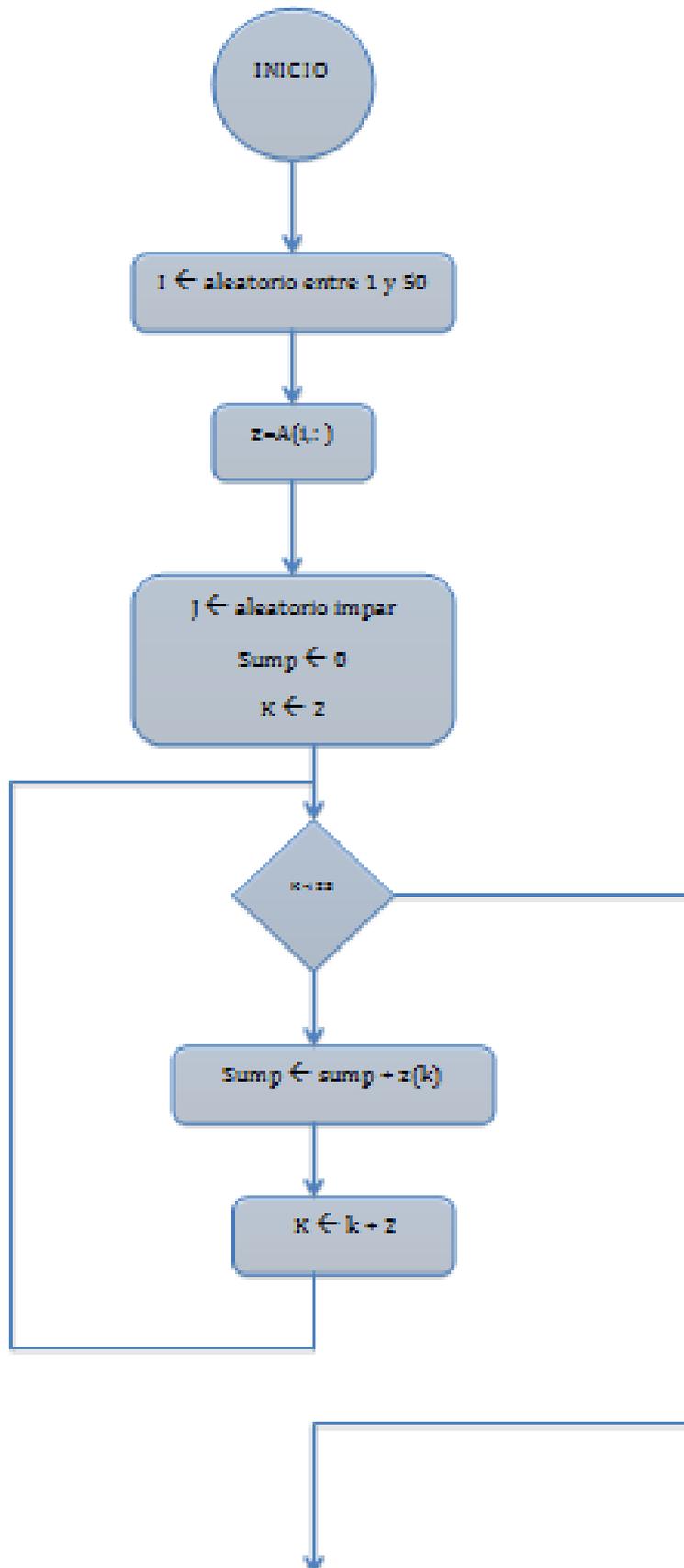
En primer lugar, se escoge aleatoriamente un individuo de la población. Este vector se almacena en el vector *z* (futuro hijo). Una vez almacenado, pasaría al siguiente bucle.

En segundo lugar el vector *z*, entra en un bucle, el cual va almacenando el valor del porcentaje total usado hasta que haya recorrido todo el vector y en la variable, esté almacenado la suma de todos los porcentajes.

Una vez almacenado el valor del porcentaje usado por el vector, se introduce en un bucle. Antes de entrar en este se le ha asignado aleatoriamente un valor entero impar, el cual indicará el gen que hay que alterar en la mutación. Si el gen está activado se desactiva y si está desactivado se activa. En caso de haberlo activado, se introduce en su casilla correspondiente de porcentajes el porcentaje que todavía no se ha introducido en el vector. Sin embargo, en caso de haberlo desactivado, generamos otro aleatorio impar que mediante un bucle se verifica que corresponde a un gen desactivado. El cual se activa y se introduce todo el capital sobrante.

Por último lugar el vector *z*, se somete a la función comprobar y modificar (7.2) y a la función *fitness* (7.3.1 y 7.3.2). Posteriormente se introduce en la matriz el elemento resultante por el que ha sido mutado.

A continuación, se muestra en la figura 7.7. el diagrama de flujo asociado:



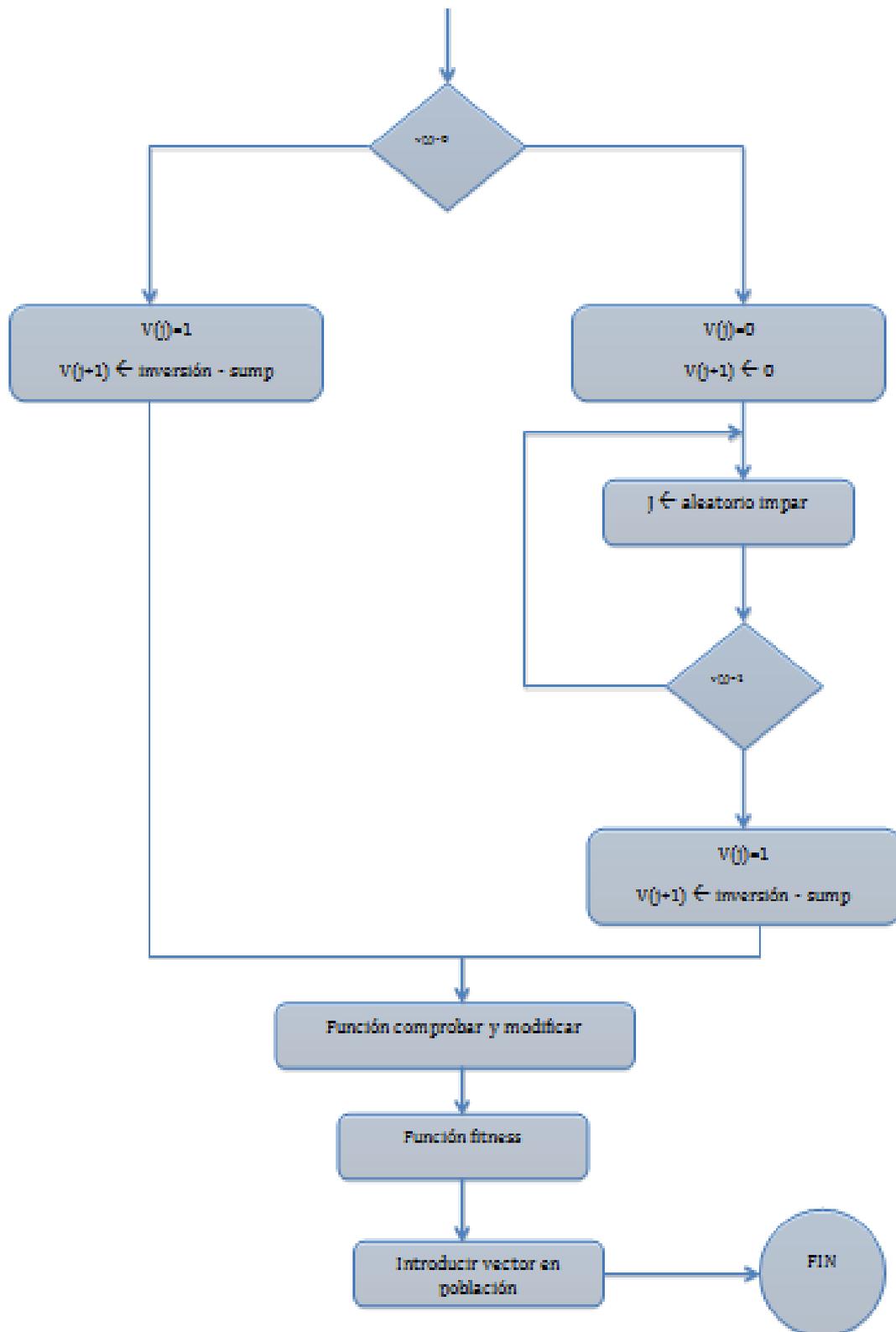


Figura 7.7. Diagrama asociado a función mutación.

7.8. Proceso final con iteraciones

En este diagrama, se contempla la solución del problema. Engloba la totalidad de las funciones mencionadas hasta ahora directa o indirectamente.

En primer lugar se establece una probabilidad de cruce, p . Siendo la unidad menos ella, la probabilidad de mutación. De esta manera queda contrastado que en cada iteración habrá una mutación o un cruce, ya que entre ambos serían sucesos complementarios.

Como ha sido realizado hasta ahora, se creará una variable comprendida entre cero y uno. Si el valor obtenido es menor que la p , antes mencionada, se procederá a realizar una función cruce. En cambio, si el valor obtenido es superior, debido al uso de probabilidades acumuladas, se ejecutaría una mutación.

En el caso de ejecutar la función mutación, ella misma devuelve el vector a la matriz ya mutado. Quedando así la población modificada.

En el caso de ejecutar la función cruce, al igual que sucedía antes, no habría que introducir parámetros puesto, que dicha función tiene incluida la elección de los padres.

Una vez realizada la función cruce, se procede a introducir el vector hijo en la matriz A . Se aplica una ruleta probabilística, es decir, se genera un aleatorio entre cero y uno y se va comparando con las probabilidades acumuladas. Siendo el anterior al primer vector que la supere, el que saldrá por el vector cruzado.

Posteriormente, se asigna el vector z formado a la fila de la matriz A que corresponde con la fila del vector que extraeremos.

Una vez llevado a cabo cualquiera de las dos funciones comentadas, se ejecuta otra función. En este caso, la función probabilidad, que generará los registros asignados a todos los vectores para dicho uso.

Por último, se lleva a cabo un bucle para facilitar al usuario la selección de la solución más relevante a partir del *fitness*.

Este último bucle, va comparando el *fitness* del primero con los restantes. Parando cuando encuentre alguno más potente. Una vez encontrado uno más potente, este vuelve a compararse con todos los demás. Si después de recorrer con una solución

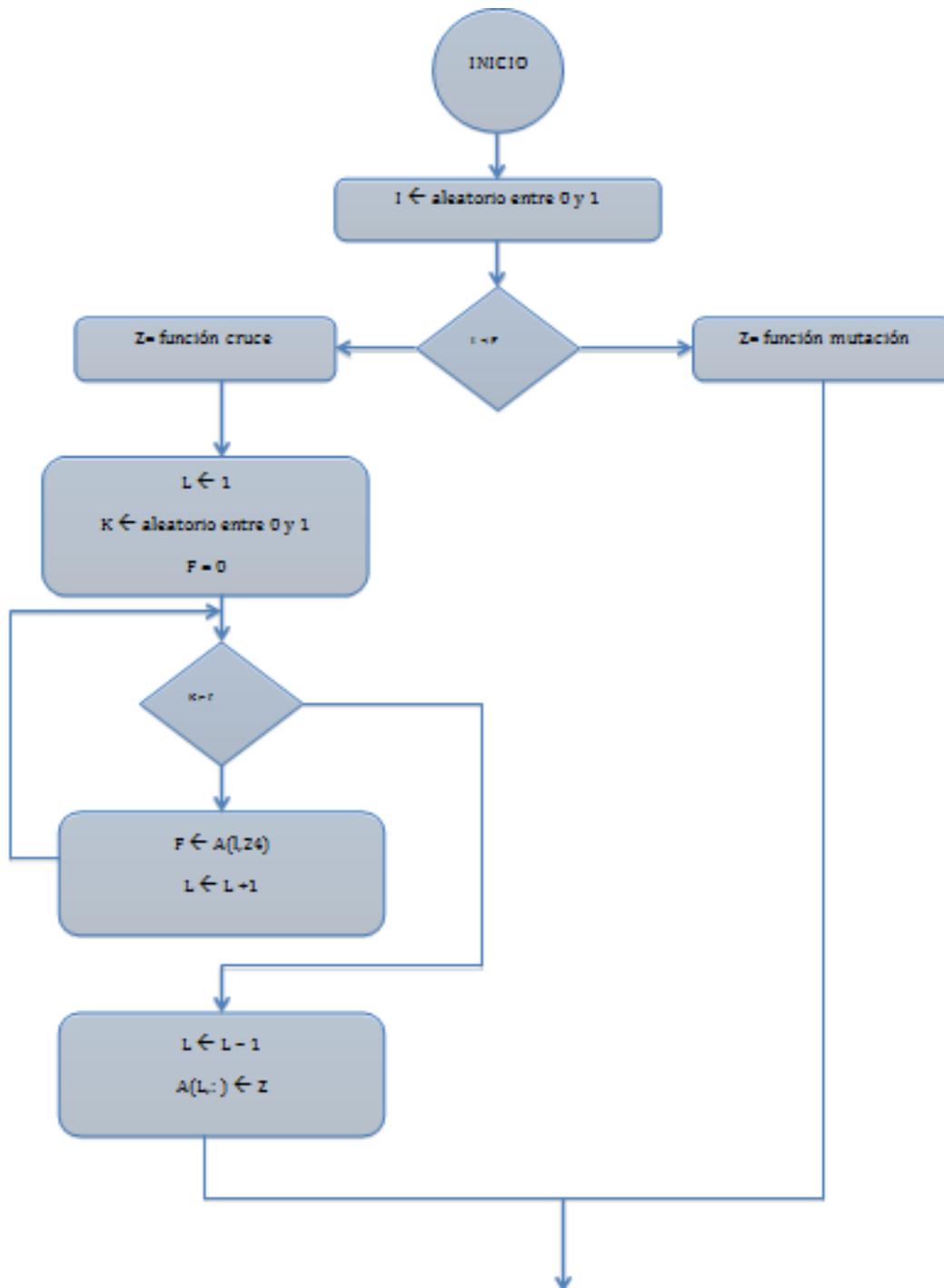
Trabajo fin de grado: Algoritmo genético para el diseño de carteras de inversión en bonos soberanos.

Autor: Rafael Cruz Gargallo

obtenida toda la matriz el valor no se ha actualizado, estamos ante la mejor solución de la población.

Este bucle se puede ejecutar tantas veces como se quiera. A más iteraciones estamos generando más mutaciones y cruces sobre la población inicial. Se intentará ser coherente con la elección del número de iteraciones para obtener la mejor solución posible. Más iteraciones no implica mejoría segura en las soluciones, para ello, a continuación, se tratará un calibrado del algoritmo para fijar los parámetros con los que mejor funcione.

En la siguiente página se muestra ,en la figura 7.8., el bucle desarrollado para este apartado:



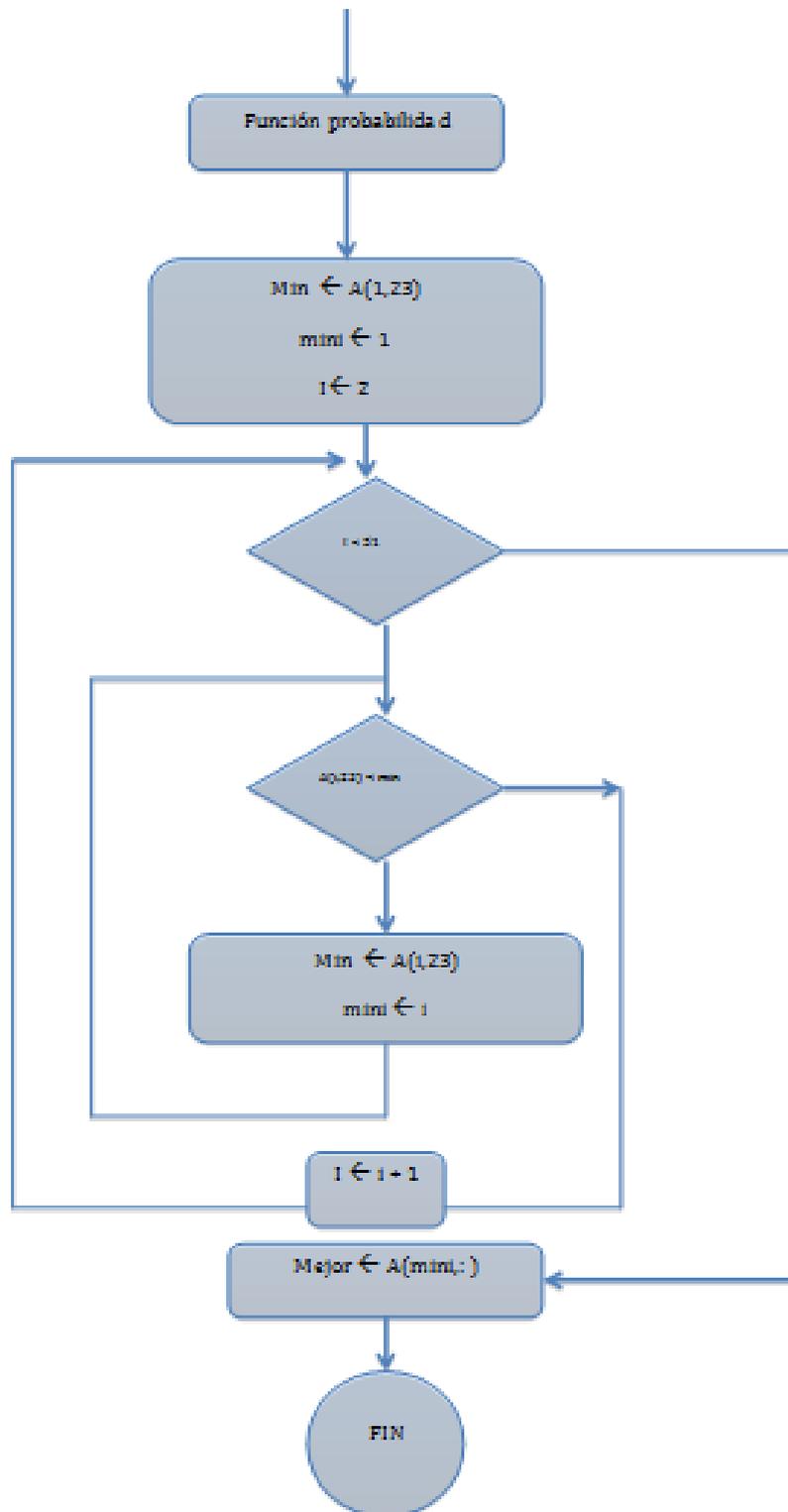


Figura 7.8. Proceso final con iteraciones

8. Calibración del algoritmo

El objetivo de este apartado es calibrar los parámetros principales del A.G. implementado.

Debido al carácter intrínsecamente aleatorio de los A.G., así como los diversos parámetros seleccionados por el diseñador que condicionan sus soluciones, es necesario recurrir a un proceso de calibración experimental.

Dicho proceso consigue que el programa funcione de un modo más preciso. Y que, por lo general, se obtengan soluciones de valores similares, así como las mejores posibles.

Principalmente, se ha llevado a cabo la calibración de tres parámetros, mediante lo que se podría considerar un análisis de sensibilidad.

Como primer parámetro para realizar el estudio se ha tomado la población. Se han propuesto 3 tamaños de poblaciones: 10, 50 y 100 individuos.

En segundo lugar, se ha estudiado el funcionamiento del algoritmo ante variaciones derivadas del número de iteraciones. Los números de iteraciones propuestos han sido 10, 200 y 600.

Por último, se ha calculado la probabilidad con que el sistema ejecutaría una mutación o un cruce en cada iteración. Se han propuesto una relación de probabilidades de 0.85 / 0.15, 0.75/0.25 y de 0.8 /0.2.

Este último parámetro ha sido el más experimental de todos, ya que, dependiendo del problema y la función, se trabaja mejor con unas probabilidades o con otras.

La calibración se ha tenido en cuenta tanto para el corto, medio, como el largo plazo. Con el objeto de simplificar, solamente se ha tenido la calibración para el medio plazo.

8.1 Calibración de población

Tal y como se ha comentado anteriormente, la elección del tamaño de la población es un factor relevante en los A.G.

En caso de elegir una población sobredotada de individuos “solución”, esta se vería poco afectada por las posibles variaciones. Por este motivo, sería bastante complicado evolucionar, siendo un proceso muy lento para conseguir una mejora.

En el caso opuesto, el resultado tampoco sería positivo. Esto se debe a que una población con pocos individuos puede estancarse en mínimos locales.

Además, el abanico de posibles soluciones, desde las que se partiría, sería bastante reducido. Por este motivo, se modificaría en gran medida la capacidad resolutoria del problema.

Este desarrollo teórico, no tiene por qué cumplirse, de ahí la necesidad de calibrar el algoritmo.

La prueba, a partir de la cual se mostrarán los datos en este apartado, corresponde al problema del medio plazo. Para ello, se han tomado los parámetros de ponderación alfa y beta con valor igual a 0.5, y un número de iteraciones de mutación o cruce de 200. Las probabilidades de cruce y de mutación han sido del 75% y 25%, respectivamente.

Después de realizar varias pruebas con diferentes tamaños de población, se han elegido tres de ellos para realizar las pruebas de calibración.

Para el presente trabajo se ha tomado como primer tamaño de población el de 10 individuos.

Como ya se ha comentado en el capítulo seis, las poblaciones con soluciones pequeñas terminan proporcionando soluciones poco robustas, siendo el valor de la función objetivo mayor que para tamaños de población no tan reducidos.

El valor de la función objetivo establecido con el criterio de minimizar, ha servido de parámetro para fijar el tamaño de la población. A continuación se recuerda el criterio seguido y definido en el modelo de optimización:

$$\text{Min } \alpha * \left(\sum_i \sum_j w_i * w_j * \theta_{ij} \right) + \beta * \frac{1}{\sum_i w_i * R_i}$$

Se han tomado algunas muestras de vectores “solución” y se han recogido los datos de los individuos más capacitados, estableciéndose una media de los rendimientos de todas las pruebas realizadas, y obteniéndose un muestreo de 10 soluciones por cada tipo de problema.

El valor de la función objetivo suele situarse en torno a 6500. Siendo, en algún caso aislado, una mejoría cuantitativa de la solución, aunque debida a la parte aleatoria con la que cuenta este método de resolución.

En la tabla 8.1.1 se muestran dos soluciones para el problema de calibración con población reducida.

Tabla 8.1.1: muestra dos muestras de soluciones para el problema resuelto con población reducida.

Alem.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Japón	U.K.	Port.	Gre.	Can.	Aust.	F.O.
7.63	0	5	28.4	5	5.4	21.5	5	0	14.2	0	6801
9.5	0	12.2	0	36.7	11.4	6.4	0	0	15.4	0	6356

En segundo lugar, se ha llevado a cabo el estudio de la resolución del problema del medio plazo tomando una población de 50 vectores individuos. Se han fijado el número de iteraciones en 200, una probabilidad de cruce del 75% y una de mutación del 25%. Por último, se han establecido unos valores de 0.5 para los parámetros alfa y beta.

Los resultados obtenidos tras la resolución de este problema han sido más robustos que los obtenidos en el problema con población reducida. El valor de la función objetivo se ha visto reducido a valores de 4300 aproximadamente.

En la tabla 8.1.2 un par de vectores hallados para las condiciones elegidas, obteniéndose en uno de ellos un *fitness* de 4125.

Tabla: 8.1.2 ejemplos de vectores solución hallados para el caso de población de tamaño 50.

Alem.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Japón	U.K.	Port.	Gre.	Can.	Aust.	F.O.
0	0	14.6	26.8	17.5	26.7	0	0	0	14.3	0	4642
6.4	30.4	0	0	10.8	36.4	6.4	11.2	0	0	0	4125

Por último, se ha probado con una población de mayor tamaño, fijando ésta en 100 vectores “solución”. Dicho tamaño se ha considerado relativamente grande, para el tamaño del problema.

Al igual que sucedió en los problemas anteriores, las condiciones se han mantenido iguales para que no se falseen los resultados. El problema considerado ha sido el mismo que en el caso anterior. Es decir, medio plazo, ponderando igual rendimiento que riesgo, con 200 iteraciones, una probabilidad de cruce del 75% y quedando la de mutación limitada al 25%.

Analizando dicho tamaño de población, se ha contemplado que las soluciones ofrecidas por el modelo mejoran considerablemente, obteniendo una media de fitness que se sitúa entorno a 3200.

En la tabla 8.1.3. se puede observar que la primera solución obtenida, con un fitness de 2896, ha sido la mejor.

Tabla 8.1.3: Ejemplos de soluciones halladas para el problema de calibración de población con cien individuos.

Alem.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Japón	U.K.	Port.	Gre.	Can.	Aust.	F.O.
0	0	15.4	0	31.2	48.6	0	0	0	5	0	2896
9	0	0	27.4	0	35.11	0	6.21	0	22.2	0	4086

A través de las medias obtenidas en los fitness, se ha verificado que la mejor opción ha sido la de una población de tamaño 100 vectores individuos.

Para comprobar que el resultado ha sido el mejor que se podía obtener, se ha realizado una prueba aumentando el número de iteraciones hasta quinientos, obteniéndose en la misma peores resultados.

En la figura 8.3.4 se puede ver las variaciones del *fitness* para cada una de las pruebas llevadas a cabo.

En dicha gráfica se puede observar que con pequeñas poblaciones los valores de *fitness* han sido altos. Dichos valores se han ido reduciendo, a medida que se ha aumentado el tamaño de la población, hasta llegar al valor de 100 individuos.

Para poblaciones superiores a cien individuos el fitness se ha mantenido prácticamente constante, aumentándose sustancialmente el tiempo de cálculo.

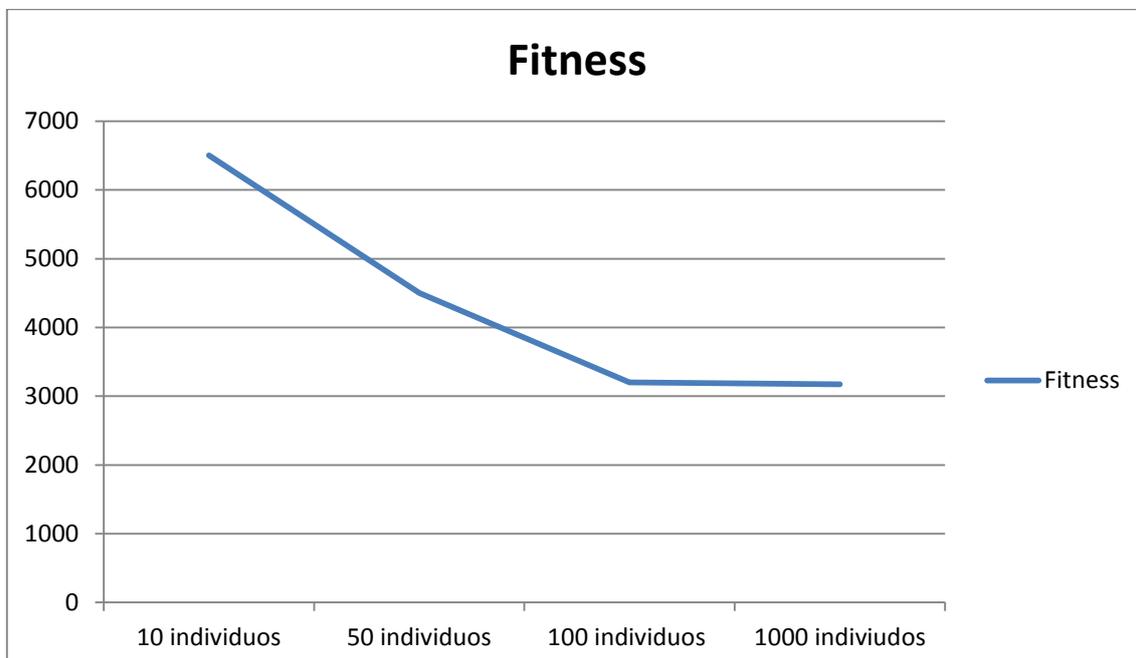


Figura 8.1.4. Gráfica que relaciona la evolución del fitness a medida que se incrementa el tamaño de la población inicial.

8.2. Calibración de número de iteraciones

Como se ha comentado en el capítulo seis, el número de iteraciones llevadas a cabo influye en la calidad de la solución. El valor de dicho parámetro se puede determinar estableciendo un límite de iteraciones sin que mejore la solución, o bien un número fijo de ellas.

Definitivamente se ha establecido una cantidad fija de iteraciones y se irá probando experimentalmente cuáles es el funcionamiento y la respuesta del sistema.

Al igual que en el apartado anterior, se han fijado todos los parámetros excepto el que era objeto de estudio, con el fin de realizar un análisis de sensibilidad.

Para este caso se ha fijado un alfa y un beta del mismo valor que se ha tomado para este capítulo, es decir, 0.5.

Las condiciones que se han fijado para la resolución de este problema de medio plazo han sido: una probabilidad de mutación y cruce del 80% y del 20%, respectivamente. Además, se establece el tamaño de la población en cincuenta individuos.

El tamaño de la población ha sido fijado con un valor intermedio, debido a que con poblaciones extremadamente pequeñas, no se apreciaría bien el cambio que supondría, para el *fitness* de las soluciones, variar el número de iteraciones.

Se han estudiado los resultados obtenidos en el A.G. para varios números de iteraciones. Se han considerado como valores principales, el estudio del problema con 10, 200 y 600.

Como ha sucedido hasta ahora, la calibración de parámetros del problema es totalmente experimental. La principal explicación es la comentada ruleta de probabilidades (capítulo 6). Mediante el *fitness*, se calculan unas probabilidades de entrada y de salida de individuos, principalmente a la hora de cruzar, ya que cuando existe mutación, el elemento escogido es totalmente aleatorio.

Estas probabilidades están enfocadas a que los vectores solución, que funcionen mejor, tengan mayor probabilidad de ser “padres” (relación entre su *fitness* y la suma de *fitness* total). Y que, además, sean los que cuenten con mayor probabilidad para quedarse en la población tras el cruce.

Esto implica que, en un cruce o en una mutación puedan suceder situaciones negativas que no interesen al desarrollo de soluciones coherentes y competentes. Como se ha comentado en apartados anteriores, la aleatoriedad del A.G. hace que no siempre sean directamente proporcionales el número de iteraciones y la reducción del fitness.

No se puede asegurar que una nueva solución generada, obtenida mediante mutación o cruce, sustituya a una solución menos robusta. Por ello, podría ocurrir que en una iteración generásemos un individuo que no mejorase la población, y además sacásemos al mejor de los *fitness* obtenidos. Todo ello, empeoraría la mejor solución obtenida de dicha población en ese instante.

En primer lugar, se ha probado con un número bajo de iteraciones. Ese número se ha fijado en diez. Como era de esperar, las soluciones no fueron satisfactorias para la mayoría de las pruebas. Debido a que, con tan poca cantidad de iteraciones, la solución queda vinculada al azar de generar una buena población inicial.

Solamente se ha obtenido una solución aceptable, que alcanzó un fitness de 3487. Como media, el fitness de los vectores obtenidos en esta modalidad ha estado entorno a 5500. Aunque, en alguna ocasión, se han obtenido soluciones con fitness altísimos que han rondado los 7000 puntos.

En la tabla 8.2.1. se muestran varios ejemplos de vectores solución obtenido para esta calibración.

Tabla 8.2.1: Ejemplos de vectores solución obtenidos para un problema a medio plazo y un número bajo de iteraciones.

Alem.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Japón	U.K.	Port.	Gre.	Can.	Aust.	F.O.
0	31.2	0	0	33.4	10.4	0	0	0	25	0	5400
0	42.1	0	0	13.9	44	0	0	0	0	0	4004
13.6	17.9	24.3	29.1	0	0	0	8.4	0	0	0	6895

Trabajo fin de grado: Algoritmo genético para el diseño de carteras de inversión en bonos soberanos.

Autor: Rafael Cruz Gargallo

En segundo lugar, y como valor intermedio, ha sido establecido un número de iteraciones igual a 200.

En este caso, la media del *fitness* de los vectores se redujo notablemente de manera generalizada, situándose entorno a los 3300. No obstante, aparecieron de manera aislada valores extremos.

En la tabla 8.2.3. se muestran las soluciones obtenidas para este caso.

Tabla 8.2.3: Ejemplos de soluciones obtenidas en el problema resuelto de calibración del A.G. para un número intermedio de iteraciones.

Alem.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Japón	U.K.	Port.	Gre.	Can.	Aust.	F.O.
0	5.5	0	6.7	28.6	33.33	0	0	0	20.75	0	5006
0	0	0	26.7	19.5	43.8	0	5	0	10	0	3691
5.2	0	0	0	25	41.5	0	5	0	28.3	0	3487
0	0	0	24.7	17.4	50	7.9	0	0	0	0	3332
0	18.6	0	0	0	45.3	0	0	0	36.15	0	3144

Como se puede observar, la calibración es totalmente experimental. El algoritmo generado funciona bastante bien y las soluciones obtenidas han reducido su *fitness* considerablemente respecto al apartado anterior.

En último lugar, se ha elevado hasta 600 el número de iteraciones. Dicho valor se ha fijado debido a que a partir de él, el *fitness* aumentaba su valor considerablemente, empeorando los resultados.

Las condiciones para este problema se han mantenido constantes en relación a las dos propuestas antes comentadas. Problema a medio plazo. Ponderación del riesgo y rendimiento al 50%. Probabilidad de cruce del 80%, quedando limitada al 20% la de mutación. Tamaño de la población 50.

Con estas condiciones, los resultados obtenidos del *fitness* promedio han rondado los 5000.

A continuación, se muestran algunas de las mejores soluciones obtenidas, las cuales se encuentra entorno a 4500. Aunque también se han obtenido soluciones con valores de *fitness* entre 6000 y 7500, de manera aislada. En la tabla 8.2.3 se puede observar algunos ejemplos.

Tabla 8.2.3.: Ejemplos de soluciones obtenidas para el problema de calibración resuelto con una cantidad relevante en el número de iteraciones.

Alem.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Japón	U.K.	Port.	Gre.	Can.	Aust.	F.O.
29.7	9.86	0	0	35.1	25.3	0	0	0	20	0	4845
5	0	16	29.9	29.9	0	5.5	0	0	0	0	4613
5	5	9.5	31.6	0	24.8	5.5	5	0	5	0	4310

Por lo tanto, observando las soluciones obtenidas en cada uno de los casos analizados, el número de iteraciones elegido para el problema final es de 200. Es decir, la solución que en un principio fue considerada como intermedia.

En la figura 8.2.4 se puede ver cómo ha evolucionado el *fitness* de los vectores solución al incrementar el número de iteraciones.

En ella se puede comprobar que el *fitness* obtenido ha sido bastante elevado y, a medida que se ha incrementado el número de iteraciones, el *fitness* se ha reducido hasta llegar a 200. A partir de ese valor, este se eleva hasta mantenerse fijo a partir de las 600 con un valor que oscila entre 4000 y 5000.

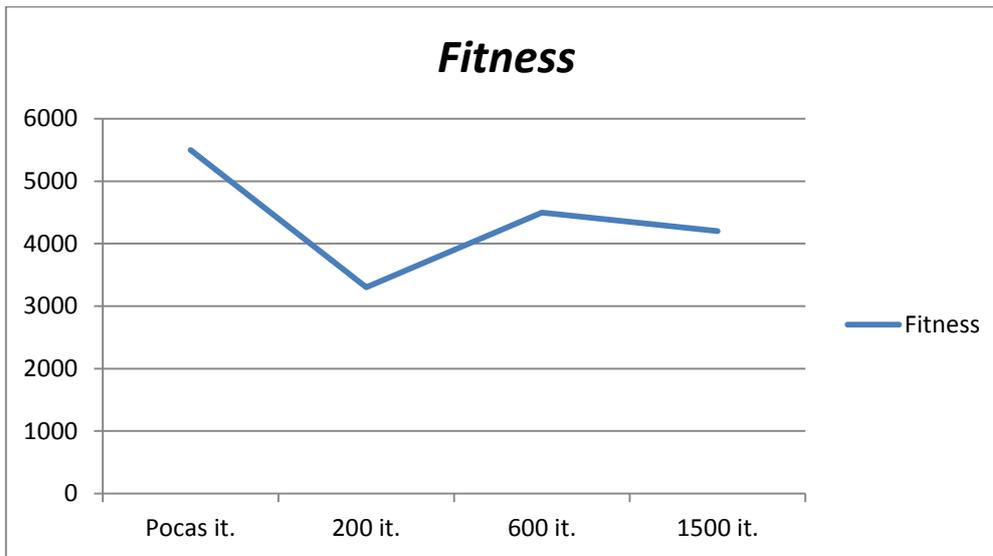


Figura 8.2.4: Muestra la evolución del fitness a medida que se incrementa el número de iteraciones realizadas por el A.G.

8.3 Calibración de probabilidades mutación y cruce

Para este último apartado de calibración, los parámetros objeto de estudio han sido las probabilidades de mutación y cruce.

Ambas probabilidades son complementarias, fijando una se obtiene la otra.

Estos algoritmos suelen quedar definidos de forma que predomine el cruce sobre la mutación. Por ello, han sido tomadas las probabilidades de cruce como predominantes.

Como en los dos casos anteriores de calibración, se han realizado tres propuestas, las cuales han proporcionado experimentalmente soluciones diferentes. A partir de ellas se ha decidido cuál se implementa en el programa.

En primer lugar, se ha tomado una probabilidad de cruce del 85%. Por ello, la probabilidad de mutación queda fijada en el 15%.

Con estas probabilidades, los resultados de *fitness* obtenidos se encuentran entorno a los 4000 puntos.

En la tabla 8.3.1 se muestran dos de las mejores soluciones que se han obtenido, las cuales tuvieron *fitness* de valores entre 3200 y 3700. Aunque la media se ha mantenido por encima de estos valores.

Tabla 8.3.1: Soluciones del A.G. en calibración de p. de cruce y p. de mutación para una probabilidad de cruce del 85%.

Alem.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Japón	U.K.	Port.	Gre.	Can.	Aust.	F.O.
7.1	0	5	20	0	39.5	5	5	0	18.2	0	3699
0	13.7	17.2	0	5	34.7	0	5	0	0	0	3249

En segundo lugar, se ha tomado una probabilidad de cruce del 80%. Por ello, la probabilidad de mutación queda fijada en el 20%.

Con estas probabilidades, los resultados de *fitness* obtenidos se encuentran entorno a los 3800 puntos.

En la tabla 8.3.2 se muestran tres de las soluciones obtenidas en el muestreo. Éstas cuentan con *fitness* variados, lo que demuestra que aunque se tienda a una solución los valores obtenidos pueden ser dispares.

Tabla 8.3.2. Soluciones del A.G. en calibración de p. de cruce y p. de mutación para una probabilidad de cruce del 80%.

Alem.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Japón	U.K.	Port.	Gre.	Can.	Aust.	F.O.
5	0	8.8	10.9	18.4	50	6.8	0	0	0	0	3019
22.9	12.1	0	0	5	50	5	0	5	0	0	4065
0	12.3	25.5	0	20.6	30.3	0	5	0	0	0	3760

Trabajo fin de grado: Algoritmo genético para el diseño de carteras de inversión en bonos soberanos.

Autor: Rafael Cruz Gargallo

En tercer lugar, se ha tomado una probabilidad de cruce del 75%. Por ello, la probabilidad de mutación queda fijada en el 25%.

Con estas probabilidades, los resultados de *fitness* obtenidos se encuentran entorno a los 2900 puntos.

Al igual que en el subcapítulo 8.1, los parámetros han quedado fijados para los tres problemas planteados. Asegurando así, la fiabilidad de los resultados. Es decir, el problema a resolver es a medio plazo, población de 50 individuos, 200 iteraciones y ponderación mixta del *fitness* en cuanto a riesgo y rendimiento.

Las soluciones obtenidas en este apartado han sido las más potentes, en cuanto a *fitness*, de los tres casos mostrados. El *fitness* medio ha rozado los 3000 puntos, obteniéndose alguna solución puntual que quedaba en torno a los 2700.

En la tabla 8.3.3 se pueden observar dos de las soluciones obtenidas.

Tabla 8.3.3: Soluciones del A.G. en calibración de p. de cruce y p. de mutación para una probabilidad de cruce del 75%.

Alem.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Japón	U.K.	Port.	Gre.	Can.	Aust.	F.O.
18.1	8.88	0	0	0	47.1	7.5	0	8.86	0	0	3059
26.2	7.5	0	0	13.6	43.4	0	0	0	0	0	2721

Como se puede apreciar, la última opción es la más favorable. Por lo tanto, se ha fijado para la resolución del problema una probabilidad del cruce del 75% y una de mutación del 25%

En el figura 8.3.4 se puede apreciar la evolución del *fitness* en función de las variaciones de probabilidad de cruce y mutación.

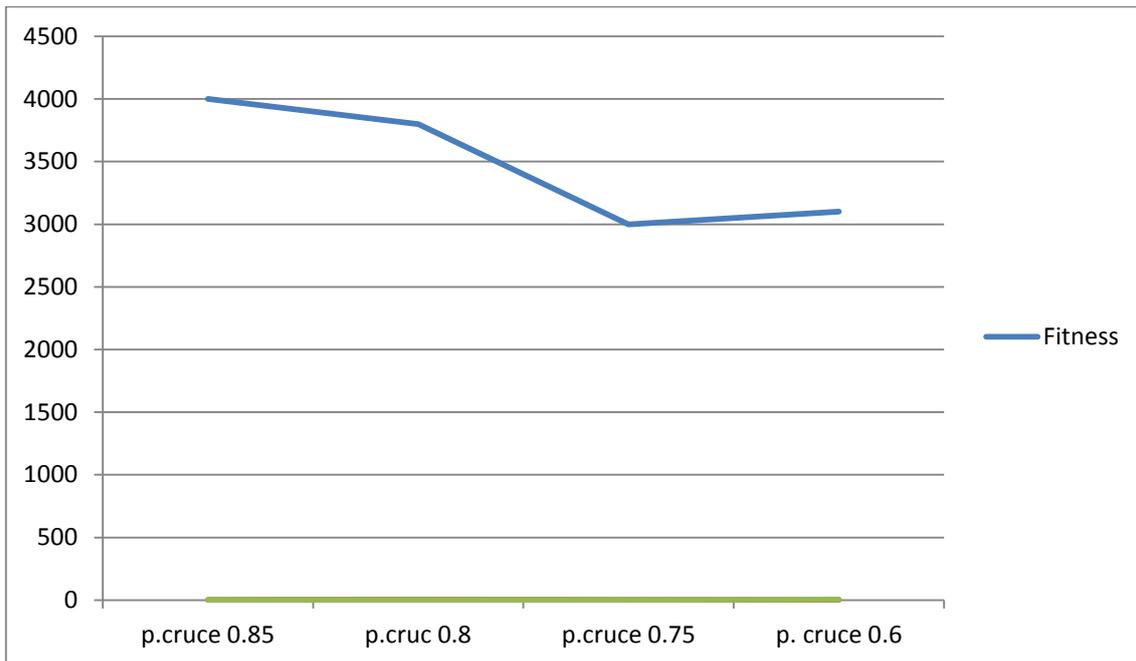


Figura 8.3.4.: relación de *fitness* con las probabilidades de cruce.

En la gráfica se puede observar como el *fitness* se minimiza para una probabilidad de cruce del 75% y una de mutación del 25%. También es visible que a grandes probabilidades de cruce el A.G. no responde de manera positiva. Siendo a partir del 70% de probabilidad de cruce cuando las soluciones se estancan y empiezan a aumentar el *fitness*.

9. Análisis de los resultados alcanzados

A continuación, se presentan los resultados alcanzados en este proyecto y se comparan con los obtenidos en el proyecto de fin de carrera “Modelos de optimización por escenarios para la obtención de carteras óptimas de inversión de bonos soberanos”, en el que se aborda un problema similar, si bien con una simplificación en el modelo. Dicha simplificación consistió en la no-consideración de variables binarias asociadas a la inversión en el bono, quedando el modelo exclusivamente formulado en términos de variables continuas lo que permitía fijar exactamente a 1 el sumatorio de los pesos de la inversión.

El modelo resuelto en variables continuas será denominado Modelo en Porcentajes de Inversión (MPI). A continuación se detallará el modelo matemático resuelto (MPI) con SOLVER..

$$\text{Min} \quad \alpha \sum_{i=1}^{11} \sum_{j=1}^{11} w_i w_j \sigma_{ij} + \beta \frac{1}{\sum_{i=1}^{11} w_i \times \bar{R}_i}$$

s.a.

$$\sum_{i=1}^{11} w_i = 1$$

$$0 \leq w_i \leq 1$$

El MPI, responde a un modelo que proporciona qué porcentajes se deben invertir en cada bono soberano. Al igual que en el modelo que introducimos en este proyecto, los parámetros α y β son parámetros que se fijan antes de llevar a cabo la resolución del problema.

La covarianza es un dato, y es usada en el término del *fitness* asociado al riesgo, tal y como se usa en el modelo del MENB. Del mismo modo, los rendimientos se consideran datos del problema.

La función objetivo se ha mantenido, de modo que se puedan comparar, de manera realista, las soluciones emitidas por el Solver en el MPI y las obtenidas mediante A.G. en el MENB.

Las soluciones que sirven de referencia para comparar las obtenidas en el MENB, se han obtenido mediante la resolución de un modelo lineal. Dicho modelo ha sido resuelto a partir del software SOLVER de Excel, lo cual ha proporcionado la solución óptima del modelo anterior. Obteniendo, de esta manera, un valor meta en la resolución del MENB.

Las soluciones de ambos modelos han sido comparadas en base al error cometido. Tomando como referencia el resultado del MPI y analizando las desviaciones de este con el MENB.

Como se ha comentado en apartados anteriores, el problema ha sido resuelto para cinco escenarios distintos. Estos se han diferenciado en las ponderaciones de riesgo y rendimiento fijadas.

A continuación se detalla cada uno de los escenarios:

- 1) Escenario 1: $\alpha=0$; $\beta=1$. Caso límite. Válido para inversores que no tengan en cuenta el riesgo. En este caso, la función objetivo solo tiene en cuenta conseguir rentabilidades altas, ya que elimina el interés en minimizar el riesgo.
- 2) Escenario 2: $\alpha=0.25$; $\beta=0.75$. Para este caso la función objetivo tendría en cuenta tanto riesgo como rendimiento, teniendo una ponderación mayor el rendimiento que el riesgo.
- 3) Escenario 3: $\alpha=0.5$; $\beta=0.5$. Para este caso, riesgo y rendimiento se ponderan igual en la función objetivo. Es el problema destinado a inversores que buscan un equilibrio entre ambos factores.
- 4) Escenario 4: $\alpha=0.75$; $\beta=.25$. Para este caso la función objetivo tendría en cuenta tanto riesgo como rendimiento, teniendo una ponderación mayor el riesgo que el rendimiento.
- 5) Escenario 5: $\alpha=1$; $\beta=0$. Caso límite. Válido para inversores que no tendrán en cuenta la rentabilidad. En este caso, la función objetivo solo tendría en cuenta minimizar el riesgo, ya que elimina el interés por el maximizar el rendimiento.

Hay que tener en cuenta que el MENB establece restricciones que limitan inversiones mínimas y máximas en los bonos soberanos. Ello implica que la respuesta en casos límite, como podría ser el escenario uno o el escenario cinco antes descritos, no

Trabajo fin de grado: Algoritmo genético para el diseño de carteras de inversión en bonos soberanos.

Autor: Rafael Cruz Gargallo

corresponda con la obtenida en el MPI. Esto se debe a que éste no cuenta con limitaciones de ningún tipo. En este último modelo, invertiría todo el capital en algún bono, si este fuera el que mejorase más la función objetivo. Sin embargo el MENB, no permite esa opción, pero ofrece soluciones que presentan mayor diversificación.

Además, como se ha comentado en apartados anteriores, se ha llevado a cabo un estudio para tres horizontes temporales, corto plazo (6 meses), medio plazo (3 años) y largo plazo (10 años).

A continuación, se detallan los análisis llevados a cabo en las tres variantes de problema.

9.1. Análisis del problema a largo plazo.

En este apartado se procede a analizar y comparar los resultados obtenidos en el MPI con los obtenidos en el MENB, en un horizonte temporal de 10 años. En él se compara la desviación típica de ambas carteras, así como sus rendimientos y los países en los que se invierte.

Este caso se analizan las soluciones obtenidas del problema de compra de bonos soberanos de deuda a largo plazo, entre una cartera de once países.

En este problema, al igual que en los dos que se resuelven a continuación, se han tomado distintos valores de α y β para primar de alguna manera al riesgo y a la rentabilidad de los bonos.

De este modo, un inversor podría seleccionar la inversión a realizar dependiendo de su predisposición.

Las ponderaciones han sido de 1, 0.75, 0.5, 0.25 y 0, para ambos. Como alfa y beta han quedado definidos como parámetros complementarios, el valor de cualquiera de ellos establece el del otro. Se toman los cinco escenarios definidos en la introducción del capítulo 9.

A continuación se muestran los resultados para las distintas combinaciones.

Las soluciones obtenidas han sido coherentes y próximas a los óptimos. No obstante, al tratarse de una metaheurística, se dan casos aislados que no corresponden con la mayoría de soluciones obtenidas.

En las tablas 9.1.1 y 9.1.2, se muestran las soluciones obtenidas para el escenario 1. Siendo éste el que da prioridad absoluta al riesgo sobre el rendimiento

Tabla 9.1.1: Comparativa entre MPI y MENB en problema a L/p para alfa igual a 1 y beta igual a cero.

	Al.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Jp.	U.K.	Ptg.	Gr.	Ca.	Au.	σ	Rend.
MPI	0	0	0	0	0	83.06	0	0	3.67	0	13.2	14.7	2.18
MENB	0	20.1	5	0	0	34.5	0	0	0	0	40.4	21.1	3.86

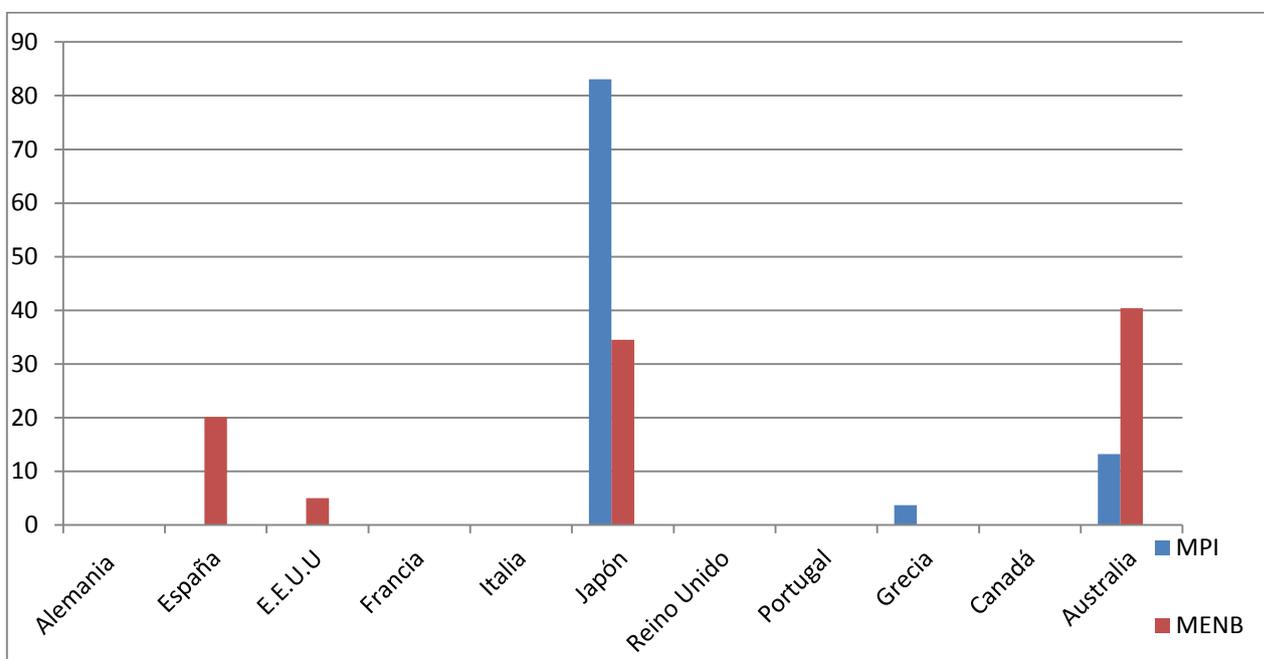


Tabla 9.1.2. Gráfico comparativo entre MPI y MENB en problema a L/p para alfa igual a 1 y beta igual a cero.

Como se puede apreciar, el MPI introduce gran parte de su capital en Japón. Y el MENB destina parte amplia de su inversión a dicho país. Teniendo en cuenta que no puede invertir más del 50 por ciento en ningún bono, la cantidad invertida en Japón es elevada.

Por otra parte. La desviación del MENB supera en 6 unidades a la del MPI. Ello demuestra que no es un modelo de optimización perfecto. Sin embargo, si genera un punto y medio más de beneficio.

Para el segundo problema, aquel en el que el riesgo se pondera con un 75% y el rendimiento con un 25%, también se obtienen resultados favorables.

Las soluciones obtenidas son las que se pueden observar en las siguientes y tabla 9.1.3 y 9.1.4.

Tabla 9.1.3: Comparativa entre MPI y MENB en problema a L/p para alfa igual a 0.75 y beta igual a 0.25.

	Al.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Jp.	U.K.	Ptg.	Gr.	Ca.	Au.	σ	Rend.
MPI	0	0	0	0	0	82.64	0	0	3.68	0	13.68	14.77	2.203
MENB	0	34.2	0	0	39.3	0	0	0	0	5	25.9	35.4	4.99

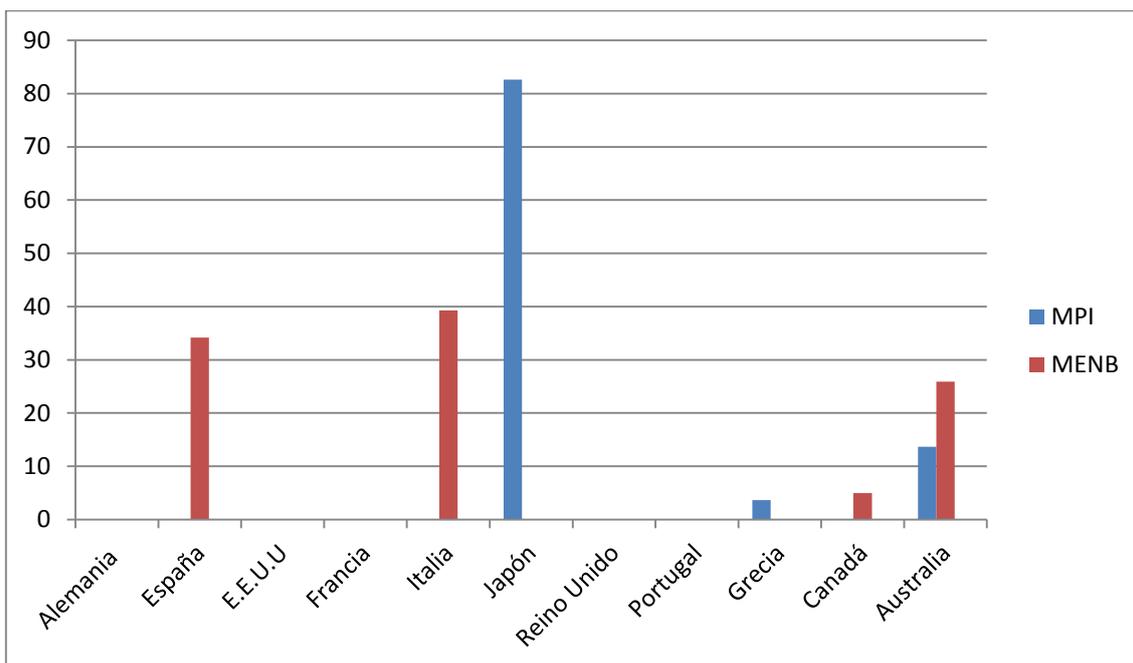


Tabla 9.1.4: Comparativa entre MPI y MENB en problema a L/p para alfa igual a 0.75 y beta igual a 0.25.

Para esta solución, el MENB propone una solución alternativa a la que da el MPI. Actúa de manera anómala, debido a que genera un rendimiento bastante alto, del orden de 2.5 veces la del MPI. Consecuentemente duplica el riesgo.

Al haberse resuelto el MENB a través de un A.G., las soluciones no tienen por qué coincidir con el óptimo del MPI, o incluso puede que no sean soluciones aceptables.

En tercer lugar, se analiza el escenario que pondera de manera equitativa riesgo y rendimiento, multiplicando ambos por un coeficiente corrector de 0.5.

En las tablas 9.1.5.y 9.1.6, se pueden apreciar las soluciones obtenidas para el tercer escenario:

Tabla 9.1.5: Comparativa entre MPI y MENB en problema a L/p para alfa igual a 0.5 y beta igual a 0.5.

	Al.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Jp.	U.K.	Ptg.	Gr.	Ca.	Au.	σ	Rend.
MPI	0	0	0	0	0	81.85	0	0	3.68	0	14.47	14.77	2.24
MENB	0	8.4	24.57	0	9.64	36.8	5.6	5	0	5	5	27	3.34

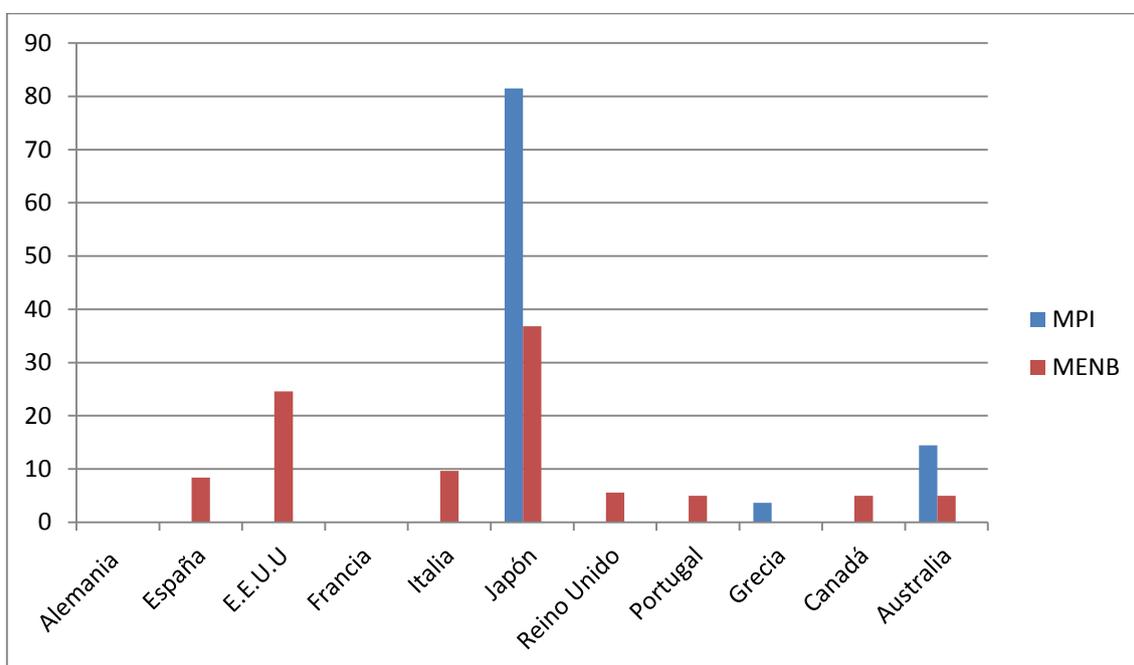


Tabla 9.1.6: Comparativa entre MPI y MENB en problema a L/p para alfa igual a 0.5 y beta igual a 0.5.

En este escenario se comprueba que dándole la misma prioridad a los dos factores, el MENB genera una solución con un riesgo menor del doble que la solución proporcionada por el MPI. Para el caso del rendimiento se obtiene un 50% mayor que el del MPI.

Teniendo en cuenta la obligatoriedad de distribuir el capital entre distintas acciones que propone el MENB, se comprende el hecho de que haya algunas variantes de problemas en que las diferencias de desviación típica sean mayores.

En el caso del escenario 4, la ponderación ha sido de un 75% para el rendimiento y un 25% para el riesgo. Con ello, la mejor solución obtenida es la que se muestra a continuación en las tablas 9.1.7 y 9.1.8.

Tabla 9.1.7: Comparativa entre MPI y MENB en problema a L/p para alfa igual a 0.25 y beta igual a 0.75.

	Al.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Jp.	U.K.	Ptg.	Gr.	Ca.	Au.	σ	Rend.
MPI	0	0	0	0	0	79.71	0	0	3.68	0	16.61	14.81	2.33
MENB	11.6	0	0	0	23.8	7.67	0	0	0	16.1	40.9	25	4.47

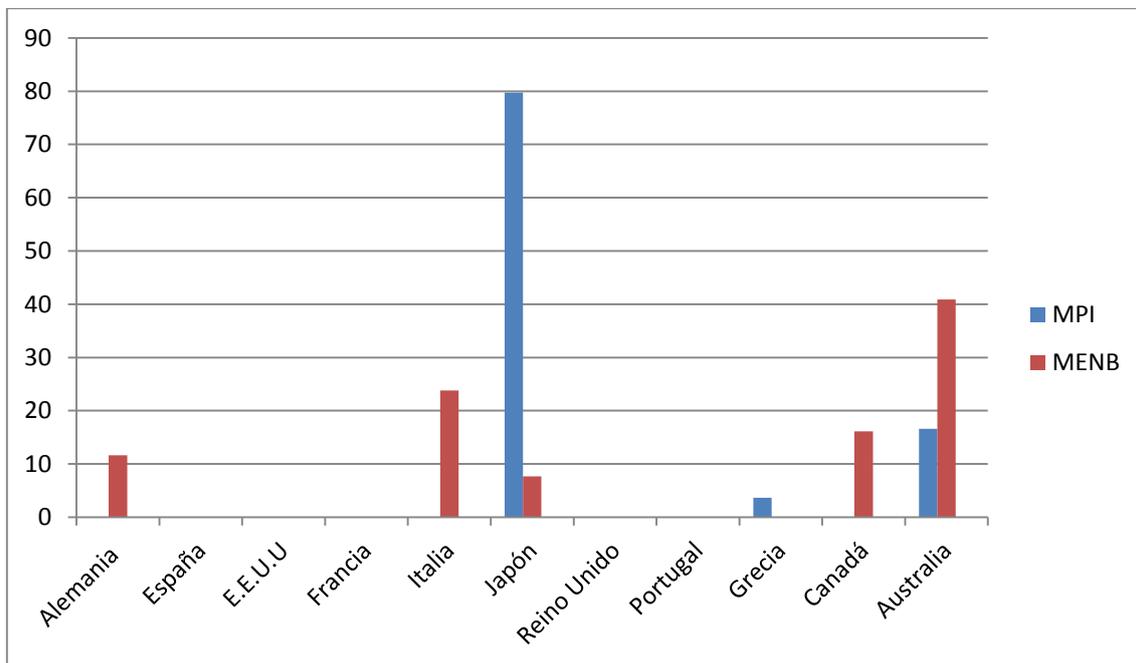


Tabla 9.1.8: Comparativa entre MPI y MENB en problema a L/p para alfa igual a 0.25 y beta igual a 0.75.

Trabajo fin de grado: Algoritmo genético para el diseño de carteras de inversión en bonos soberanos.

Autor: Rafael Cruz Gargallo

En este escenario se puede comprobar que al darle prioridad al valor de beta, el algoritmo alcanza niveles satisfactorios de rendimiento. Con esta solución se obtiene una desviación típica bastante baja, teniendo en cuenta las restricciones del problema.

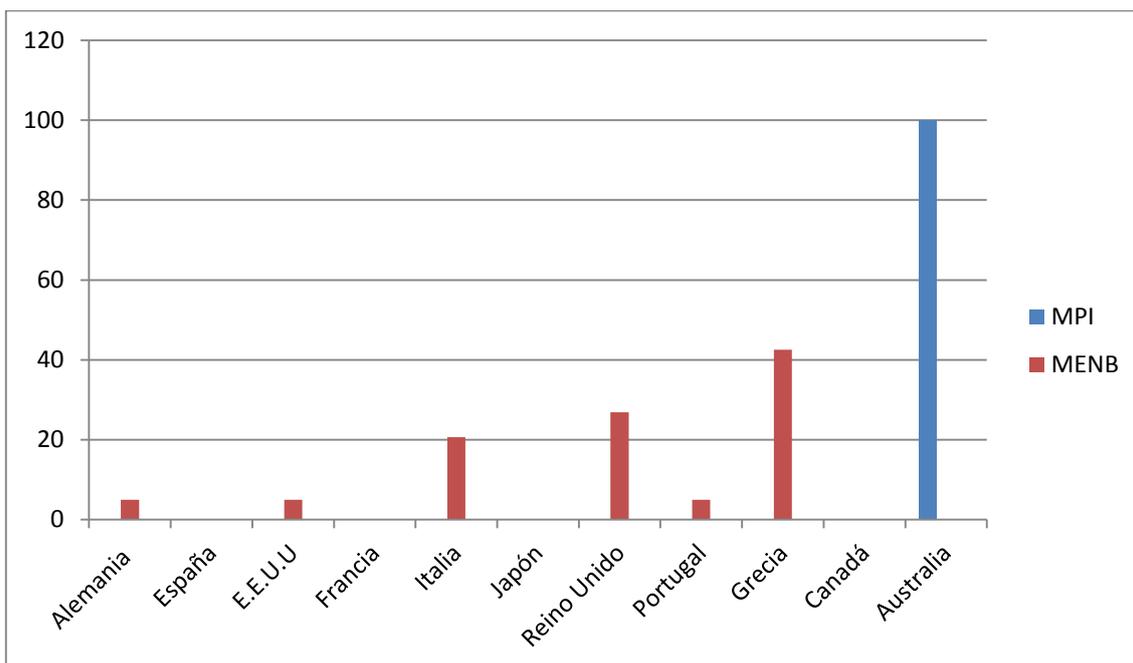
Aún teniendo distintas restricciones, ambos modelos detectan la opción que más beneficia a la función objetivo, tanto rendimiento como a riesgo. Para este escenario, es en el bono australiano en el que coinciden ambos.

A continuación, se trata el problema relacionado con el escenario 5. En él, ambos modelos buscan obtener un rendimiento máximo, sin darle ningún tipo de peso al riesgo.

En las tablas 9.1.9 y 9.1.10 se muestran las soluciones obtenidas para este escenario, tanto para el MENB como para el MPI.

Tabla 9.1.9: Comparativa entre MPI y MENB en problema a L/p para alfa igual a 0 y beta igual a 1.

	Al.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Jp.	U.K.	Ptg.	Gr.	Ca.	Au.	σ	Rend.
MPI	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	156	4.97
MENB	5	0	5	0	20.6	0	26.9	5	42.5	0	0	196	6.01



Tablas 9.1.10: Comparativa entre MPI y MENB en problema a L/p para alfa igual a 0 y beta igual a 1.

En este escenario, se puede visualizar como el algoritmo aumenta notablemente los valores de rendimiento, además el riesgo obtenido es elevadísimo. Al no acotar el riesgo, el valor de éste se ha visto incrementado de manera muy acusada.

En la tabla 9.1.11 se muestra una comparativa de los términos de desviación típica y rendimiento para los cinco escenarios, analizando los resultados de ambos modelos.

Se puede observar como la desviación típica para nuestro modelo se encuentra en un intervalo entre 21 puntos y 196. Para las distintas ponderaciones de α y β , este oscila entre valores intermedios.

En el caso del rendimiento, en el MENB, oscila entre unos valores de 3.3 y 6. Para cualquier escenario se puede comprobar que los valores de rendimiento superan a los proporcionados por el MPI.

Tabla 9.1.11: Comparación para los cinco casos de relación entre riesgo y rendimiento en el problema a L/P.

	$\alpha=1;\beta=0$	$\alpha=0.75;\beta=0.25$	$\alpha=0.5;\beta=0.5$	$\alpha=0.25;\beta=0.75$	$\alpha=0;\beta=1$
σ_p (MPI)	14.7	14.77	14.77	14.81	156
σ_p (MENB)	21.1	35.4	27	25	196
R_p (MPI)	2.203	2.18	2.24	2.33	4.97
R_p (MENB)	4.99	3.86	3.34	4.47	6.01

9.2. Análisis del problema a medio plazo

En este apartado se procede a analizar y comparar los resultados obtenidos en el MPI con los obtenidos en el MENB, en un horizonte temporal de 3 años comparando la desviación típica de ambas carteras, así como sus rendimientos y los países en los que se invierte.

Se han analizado los 5 casos que relacionan los factores de riesgo y de rendimiento, a partir de los mismos parámetros antes comentados, alfa y beta.

En primer lugar, se ha analizado el escenario de riesgo mínimo. A continuación, se muestra la comparación de las soluciones proporcionadas por el MENB y por el MPI en las tablas 9.2.1 y 9.2.2. Alfa valdría uno y beta quedaría anulado.

Tabla 9.2.1: Comparativa entre MPI y MENB en problema a M/p para alfa igual a 1 y beta igual a 0.

	Al.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Jp.	U.K.	Ptg.	Gr.	Ca.	Au.	σ	Rend.
MPI	0	0	0	0	0	84.28	0	0	2.28	0	13.44	25.6	1.4
MENB	23.8	0	0	0	22.8	30.7	0	0	0	13.6	0		

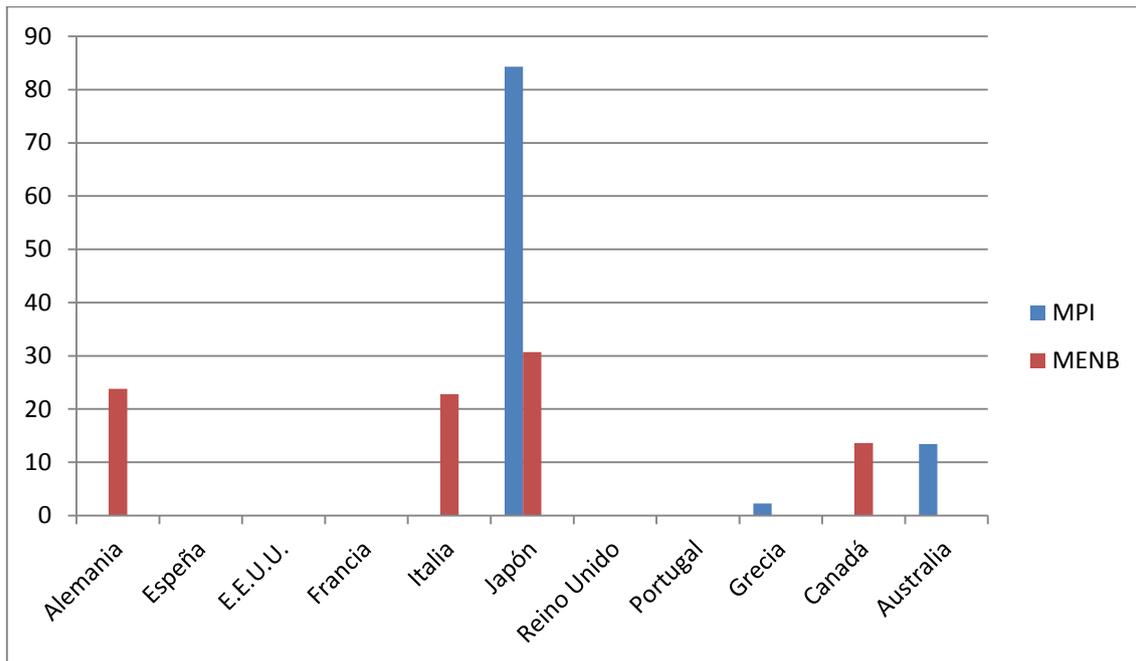


Tabla 9.2.2: Comparativa entre MPI y MENB en problema a M/p para alfa igual a 1 y beta igual a 0.

Para este caso, se ha comprobado que el MENB actúa de manera similar a como lo ha venido haciendo en el modelo a largo plazo. Diversifica e invierte en los principales bonos que lo hace el MPI, introduciendo ambos el bono japonés en su cartera.

En segundo lugar, se ha analizado el problema en el que el riesgo se pondera con un 75% y el rendimiento con un 25%. A continuación se muestran las soluciones de manera comparativa en las tablas 9.2.3 y 9.2.4:

Tabla 9.2.3: Comparativa entre MPI y MENB en problema a M/p para alfa igual a 0.75 y beta igual a 0.25.

	Al.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Jp.	U.K.	Ptg.	Gr.	Ca.	Au.	σ	Rend.
MPI	0	0	0	0	0	83.57	0	0	2.3	0	14.03	25.6	1.43
MENB	0	5	5	24.4	0	50	0	0	5	5	0	58.9	1.78

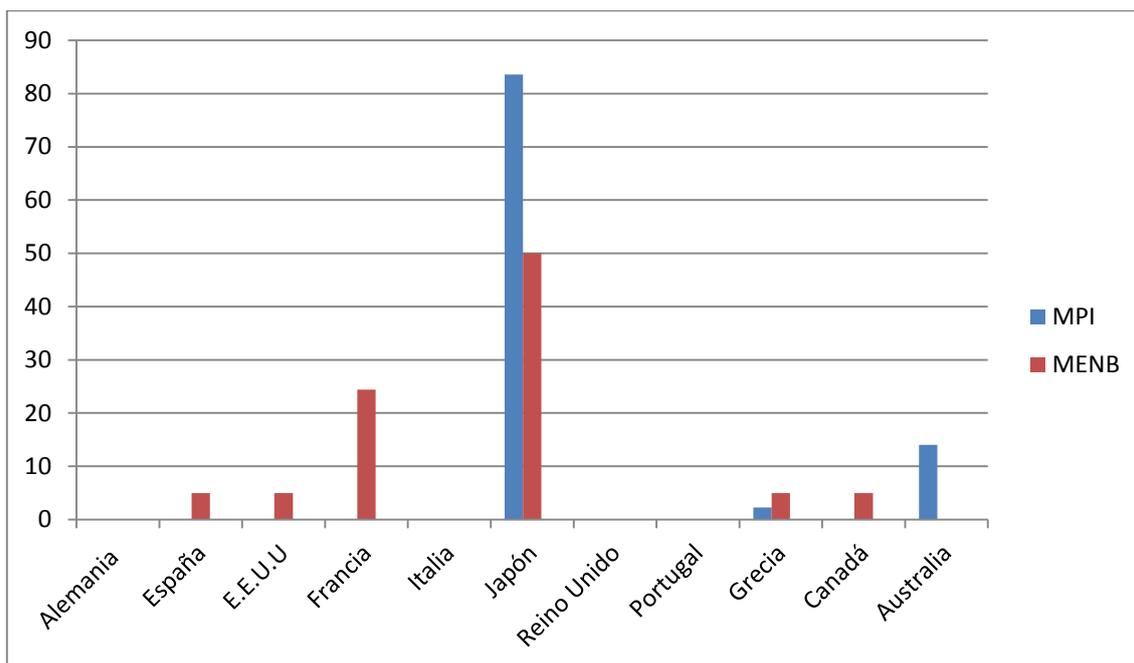


Tabla 9.2.4: Comparativa entre MPI y MENB en problema a M/p para alfa igual a 0.75 y beta igual a 0.25.

Se ha comprobado que el MENB invierte el máximo posible en Japón según las condiciones del problema, algo que indica que ha funcionado muy bien a la hora de elegir, debido a que el MPI destina un gran porcentaje a dicho bono. Se vuelve a verificar que los dos modelos coinciden normalmente en que países invertir un mayor porcentaje del capital.

En tercer lugar, se ha analizado el problema de darle la misma ponderación a los factores que están siendo estudiados. Un 50% tanto al término del riesgo como al del rendimiento.

En las tablas 9.2.5 y 9.2.6 aparece una comparativa entre las inversiones propuestas por ambos modelos.

Tabla 9.2.5. : Comparativa entre MPI y MENB en problema a M/p para alfa igual a 0.5 y beta igual a 0.5.

	Al.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Jp.	U.K.	Ptg.	Gr.	Ca.	Au.	σ	Rend.
MPI	0	0	0	0	0	82.6	0	0	2.34	0	15.06	25.66	1.49
MENB	13.28	0	14.15	0	40.4	27.9	0	0	0	0	0	64	2.15

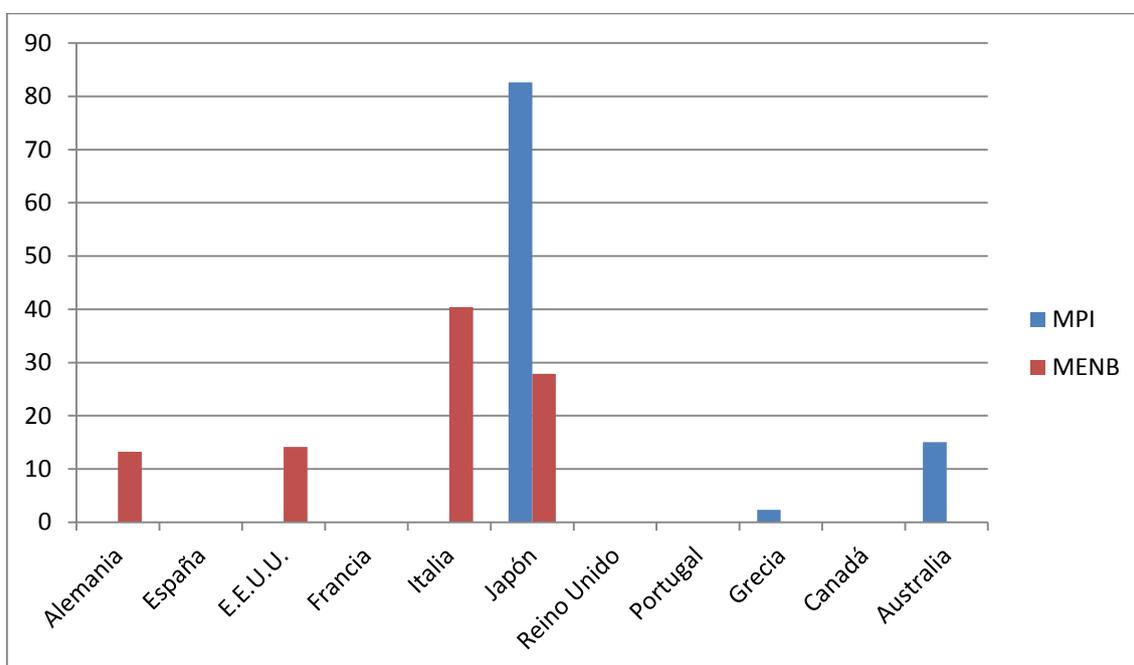


Tabla 9.2.6: Comparativa entre MPI y MENB en problema a M/p para alfa igual a 0.5 y beta igual a 0.5.

Para este caso, se puede apreciar que el rendimiento continúa siendo mayor en el MENB. Sin embargo, en esta ocasión la desviación típica es casi tres veces mayor que la proporcionada por el MPI. Se puede observar como ambos modelos coinciden en qué invertir el mayor porcentaje de su cartera.

Para el cuarto caso se le da prioridad al rendimiento en un porcentaje del 75%, dejando el riesgo multiplicado por un factor del 25%.

En las tablas 9.2.7 y 9.2.8 se pueden observar las soluciones propuestas por ambos modelos.

Tabla 9.2.7. : Comparativa entre MPI y MENB en problema a M/p para alfa igual a 0.25 y beta igual a 0.75.

	Al.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Jp.	U.K.	Ptg.	Gr.	Ca.	Au.	σ	Rend.
MPI	0	0	0	0	0	79.99	0	0	2.43	0	17.58	25.76	1.62
MENB	0	0	21.5	5	21.6	27.5	5	0	5	5	0	68	2.2

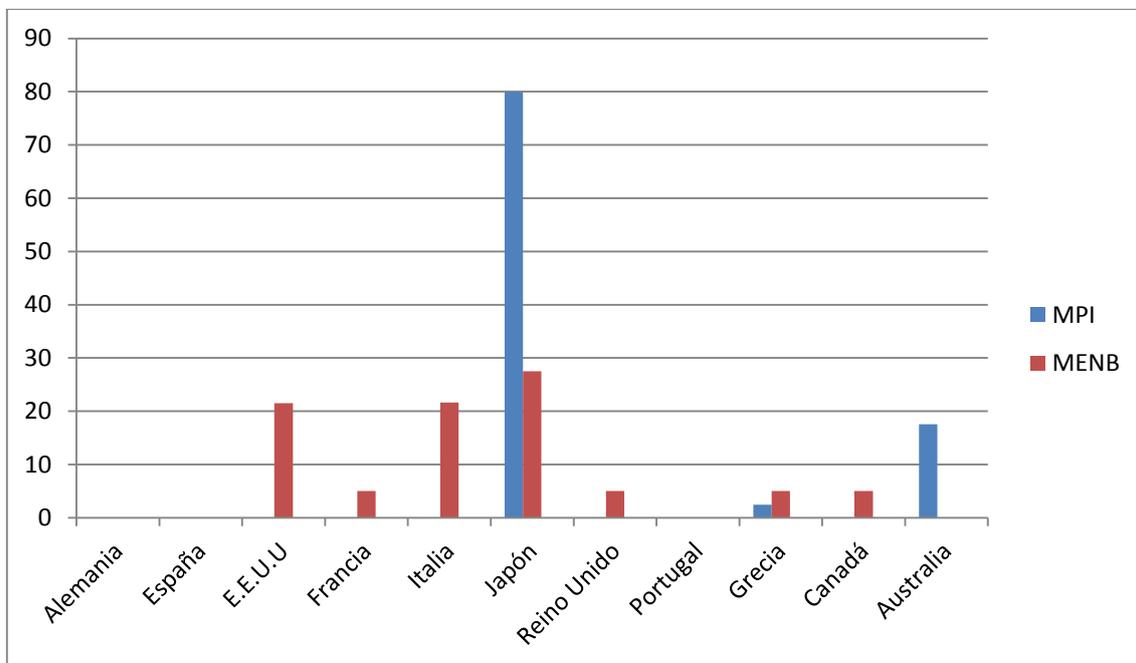


Tabla 9.2.8. : Comparativa entre MPI y MENB en problema a M/p para alfa igual a 0.25 y beta igual a 0.75.

Para este escenario, ambos modelos coinciden invirtiendo en Japón, pero el MENB continúa generando valores de riesgo 3 veces superior al proporcionado por el MPI y un rendimiento un 50% mayor. Como se puede observar esta dinámica está siguiéndose en todos los problemas realizados hasta ahora.

Para el quinto y último y escenario, se ha analizado el problema que anula el interés en el riesgo y solo se fija en el rendimiento. Siendo la beta igual a uno y anulando alfa.

En las tablas 9.2.9 y 9.2.10 se pueden observar las soluciones propuestas por ambos modelos.

Tabla 9.2.9 Comparativa entre MPI y MENB en problema a M/p para alfa igual a 0 y beta igual a 1.

	Al.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Jp.	U.K.	Ptg.	Gr.	Ca.	Au.	σ	Rend.
MPI	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	975	9.48
MENB	0	5	0	0	0	0	0	5	50	0	40	725	7.54

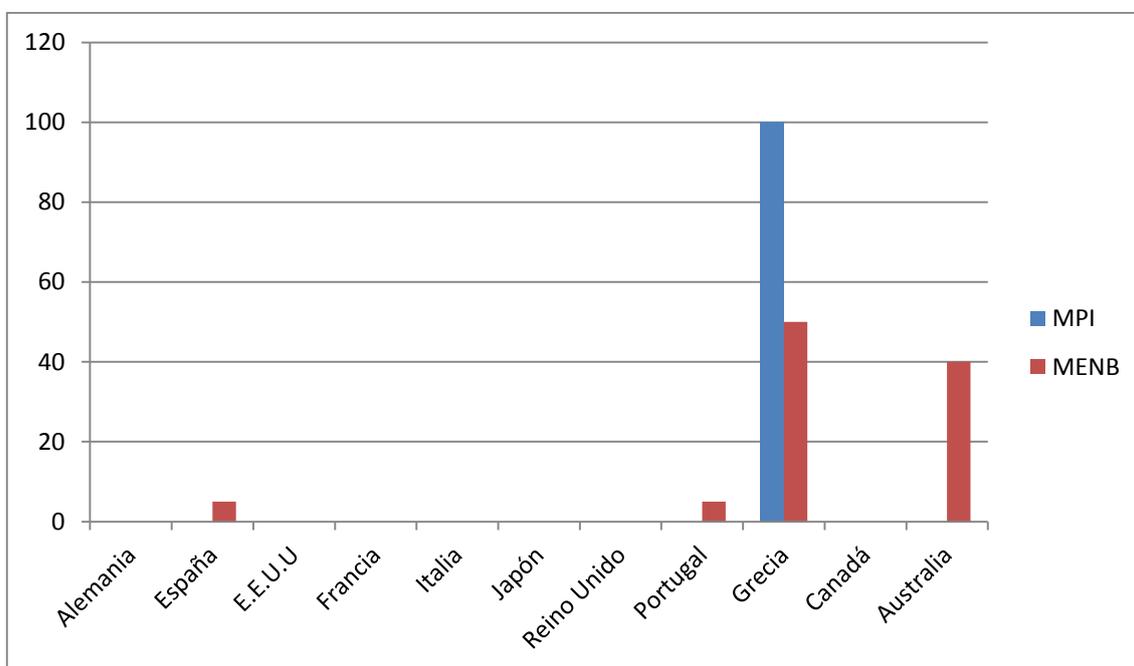


Tabla 9.2.10 Comparativa entre MPI y MENB en problema a M/p para alfa igual a 0 y beta igual a 1.

En este caso se ha comprobado que el MENB ha funcionado perfectamente ya que invierte el máximo de lo que le permite el problema en el lugar donde el MPI coloca todo su capital. Es decir, en bonos griegos. Por ello, el rendimiento no es el óptimo y no se asume tanto riesgo.

En la tabla 9.2.11. se analizan los términos de desviación típica y rendimiento generados para ambos modelos en los cinco escenarios propuestos.

Tabla 9.2.11: Comparación para los cinco casos de relación entre riesgo y rendimiento en el problema a M/P.

	$\alpha=1;\beta=0$	$\alpha=0.75;\beta=0.25$	$\alpha=0.5;\beta=0.5$	$\alpha=0.25;\beta=0.75$	$\alpha=0;\beta=1$
σ_p (MPI)	25.6	25.6	25.66	25.76	975
σ_p (MENB)	54.3	58.9	64	68	725
R_p (MPI)	1.4	1.43	1.49	1.62	9.48
R_p (MENB)	1.62	1.78	2.15	2.2	7.54

Para el problema del medio plazo, se puede comprobar que la desviación típica generada por el MENB, duplica en la mayoría de los casos a la generada por el MPI. Exceptuando, el caso de prioridad absoluta al rendimiento.

Para el caso del rendimiento, el MENB propone soluciones con un mayor rendimiento que el MPI, siendo las diferencias poco significativas. Excepto, en el último escenario, donde el MPI supera en rendimiento al MENB.

9.3. Análisis del problema a corto plazo

En este apartado se procede a analizar y comparar los resultados obtenidos en el MPI con los obtenidos en el MENB, en un horizonte temporal de 6 meses, comparando la desviación típica de ambas carteras, así como sus rendimientos y los países en los que se invierte.

Se han analizado los 5 escenarios que relacionan los factores de riesgo y de rendimiento, a partir de los mismos parámetros antes comentados, α y β .

En primer caso analizaremos el escenario de riesgo mínimo. Se ha muestra la comparación del MENB con la solución que proporcionó el MPI. α valdría uno y β quedaría anulado.

En las tablas 9.3.1. y 9.3.2. se comparan los resultados obtenidos de ambos modelos.

Tabla 9.3.1: Comparativa entre MPI y MENB en problema a C/p para alfa igual a 1 y beta igual a 0.

	Al.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Jp.	U.K.	Ptg.	Gr.	Ca.	Au.	σ	Rend.
MPI	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	30.15	0.4
MENB.	0	11.9	0	0	11.3	36.7	0	0	0	11.2	23.7	67	2.17

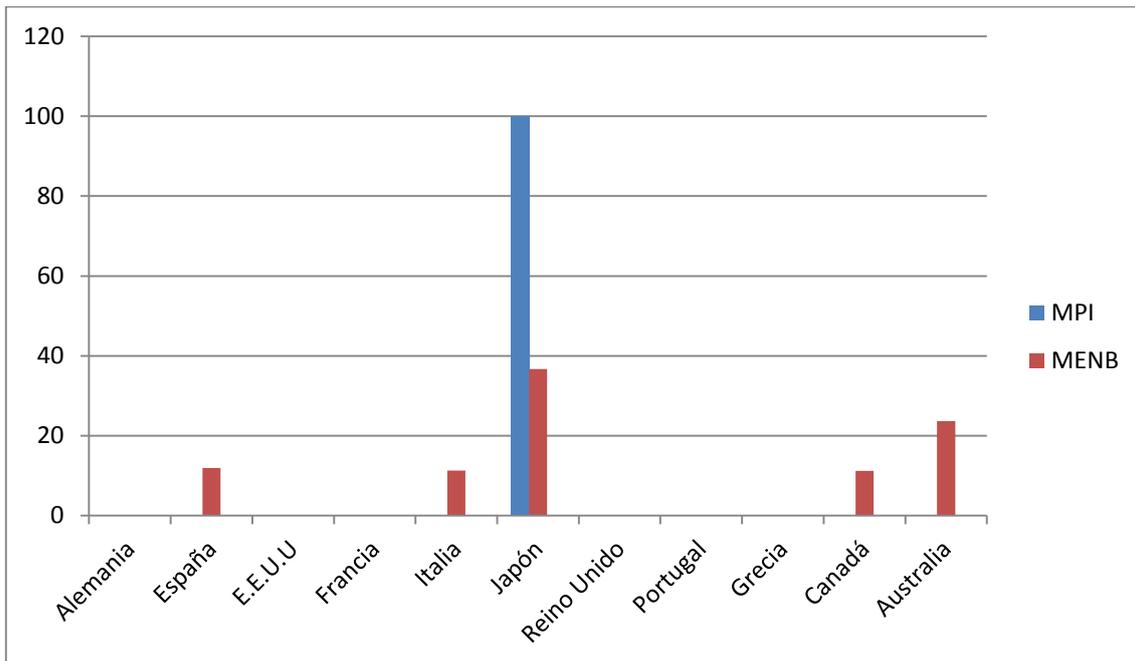


Tabla 9.3.2: Comparativa entre MPI y MENB en problema a C/p para alfa igual a 1 y beta igual a 0.

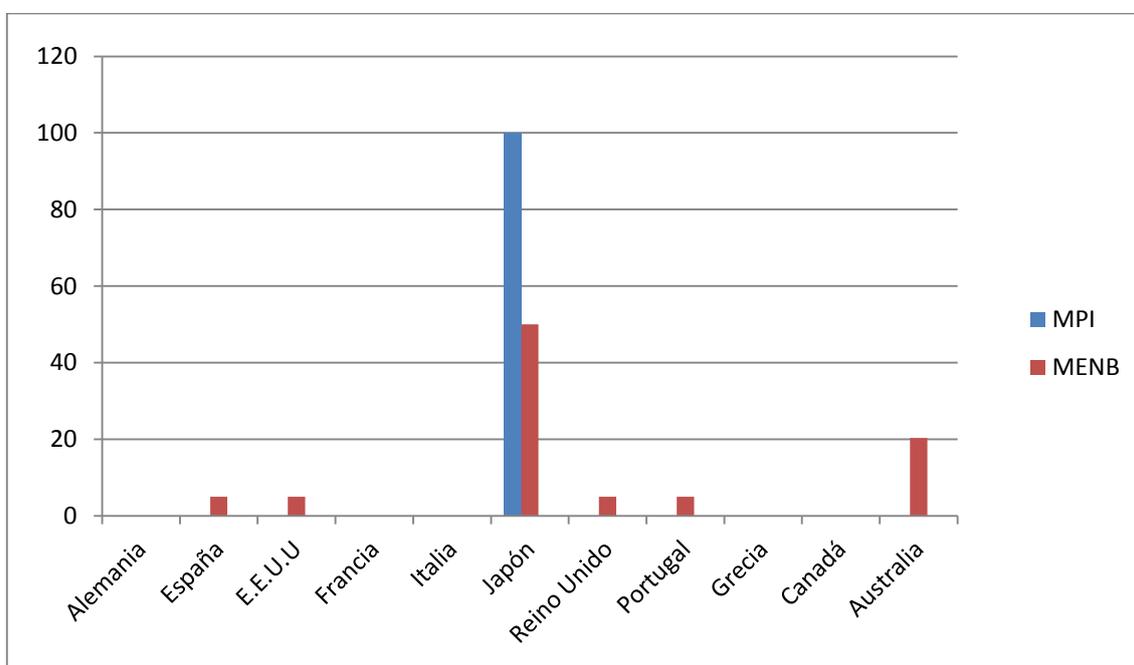
Para dicho escenario, el MPI fija todo su capital en bono japonés. Ya que no cuenta con restricción de diversificación, invierte todo en el país de menor riesgo. A su vez, el MENB introduce un porcentaje alto en dicho bono limitado por la restricción del modelo.

En segundo lugar, se procederá a ponderar el riesgo con un 75% y el rendimiento con un 25%. Como se ha hecho, hasta ahora se han comparado los resultados del MENB con los obtenidos mediante MPI que determinan el óptimo del problema.

En la tabla 9.3.3 y 9.3.4 se comparan los resultados obtenidos por ambos modelos:

Tabla 9.3.3: Comparativa entre MPI y MENB en problema a C/p para alfa igual a 0.75 y beta igual a 0.25.

	Al.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Jp.	U.K.	Ptg.	Gr.	Ca.	Au.	σ	Rend.
MPI	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	30.15	0.4
MENB	0	5	5	0	0	50	5	5	0	0	20.3	58	1.71



Tala 9.3.4: Comparativa entre MPI y MENB en problema a C/p para alfa igual a 0.75 y beta igual a 0.25

Como se puede comprobar, la solución está muy próxima al óptimo. Ya que invierte el máximo porcentaje permitido en el bono japonés, además reparte el cincuenta por ciento restante en otros países para disminuir el riesgo sistemático. Ambos modelos actúan de manera similar respecto a sus objetivos, variando la solución de ambos debido a las restricciones.

En tercer lugar, se resuelve el problema que reparte equitativamente la importancia de riesgo y de rendimiento.

En las tablas 9.3.5 y 9.3.6 se comparan los resultados obtenidos por ambos modelos:

Tabla 9.3.5: Comparativa entre MPI y MENB en problema a C/p para alfa igual a 0.5 y beta igual a 0.5

	Al.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Jp.	U.K.	Ptg.	Gr.	Ca.	Au.	σ	Rend.
Solver	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	30.15	0.4
Alg.Gen.	0	10.6	0	0	0	40.9	0	0	35.6	0	12.9	53.9	2.45

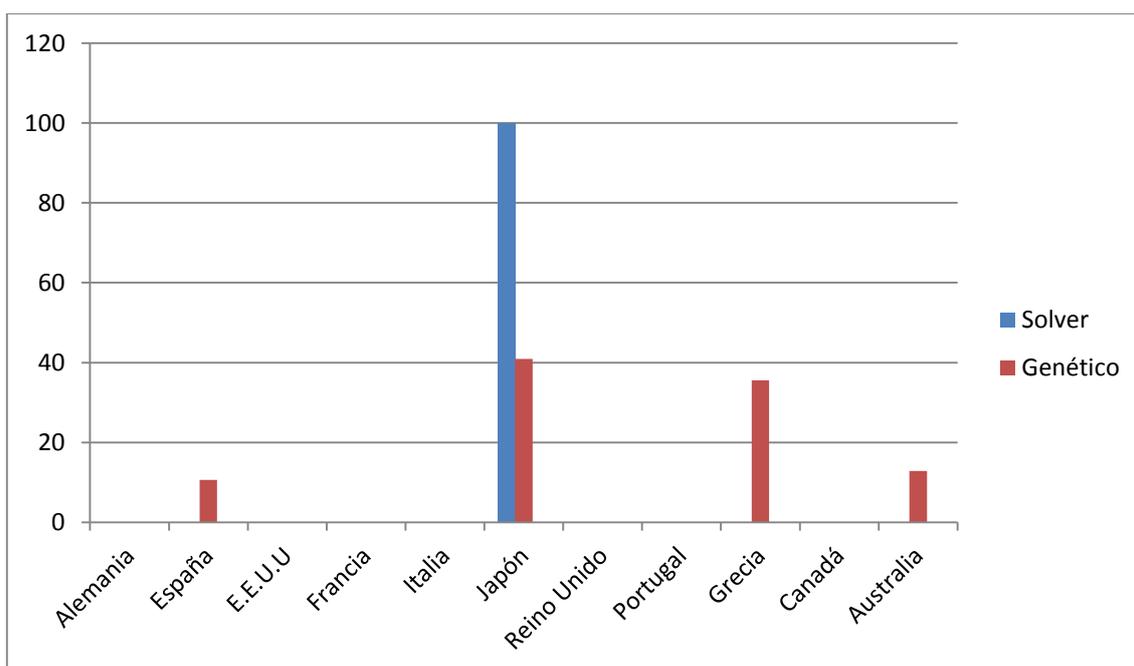


Tabla 9.3.6: Comparativa entre MPI y MENB en problema a C/p para alfa igual a 0.5 y beta igual a 0.5

En este caso la solución obtenida por el MENB es bastante exitosa, invirtiendo casi todo lo posible, es decir, casi un 50%, en el mismo lugar donde el MPI deposita todo. Esta limitación conlleva un aumento directo del riesgo, que a su vez conlleva un aumento del rendimiento. En este caso el riesgo el doble que en el MPI y el

Trabajo fin de grado: Algoritmo genético para el diseño de carteras de inversión en bonos soberanos.

Autor: Rafael Cruz Gargallo

rendimiento 5 veces mayor. La no-limitación con la que cuenta el modelo resuelto por el MPI, le lleva a identificar las opciones más potentes en cuanto a *fitness*.

En este escenario, el MPI detecta que el bono japonés es el más ventajoso, invirtiendo en él el total del capital.

Para el cuarto problema se pondera en superioridad al rendimiento sobre el riesgo, siendo el primero multiplicado por 0.75 y el segundo por 0.25.

En las tablas 9.3.7 y 9.3.8 se pueden comparar los resultados obtenidos para ambos modelos en el escenario 4.

Tabla 9.3.7: Comparativa entre MPI y MENB en problema a C/p para alfa igual a 0.25 y beta igual a 0.75

	Al.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Jp.	U.K.	Ptg.	Gr.	Ca.	Au.	σ	Rend.
MPI	0	0	0	0	0	94.97	0	0	5.26	0	0	31.15	0.57
MENB	0	0	0	6.6	27.1	37.2	0	0	0	0	26.7	79	2.26

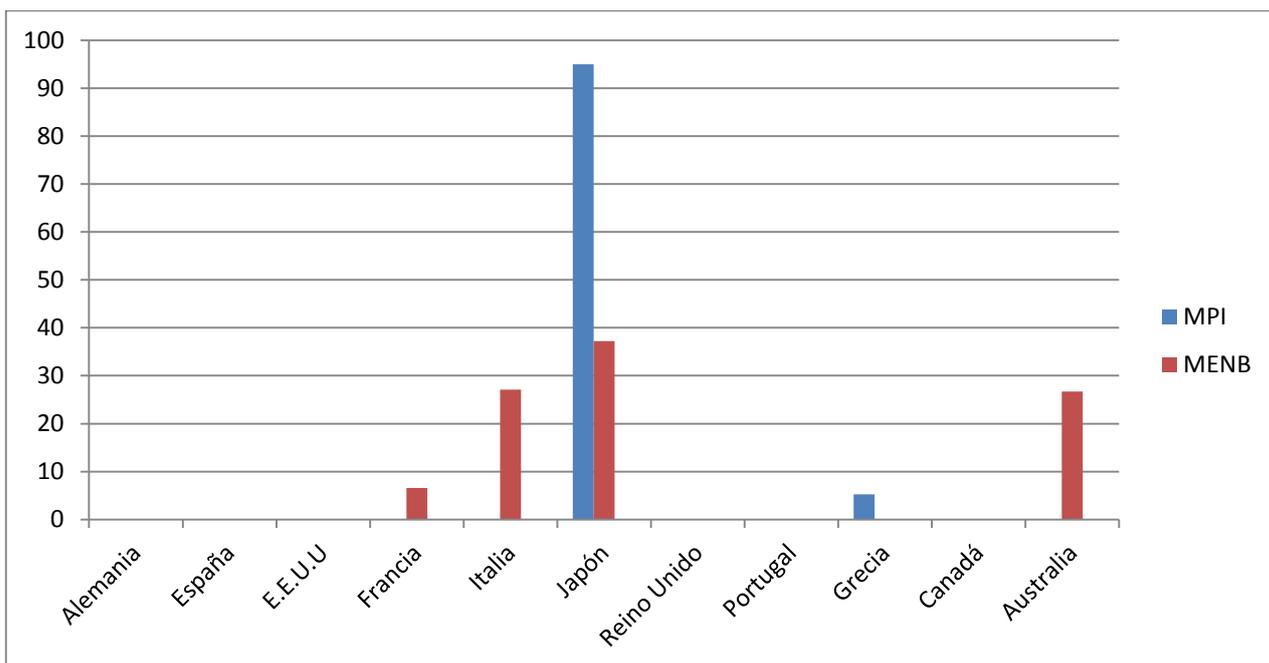


Tabla 9.3.8: Comparativa entre MPI y MENB en problema a C/p para alfa igual a 0.25 y beta igual a 0.75

En este cuarto escenario se puede observar que la solución propuesta por el MENB es invertir un porcentaje elevado en el bono japonés, siendo este el destino principal del capital para el MPI. Como ha sucedido en los escenarios anteriores, la restricción de diversificación obliga al MENB a adoptar soluciones distintas al MPI.

Para el quinto y último escenario, se le da prioridad absoluta al rendimiento, siendo el riesgo un factor que no influye en la solución final.

En la tabla 9.3.9 y en la figura 9.3.10, se pueden observar las soluciones propuestas para ambos modelos:

Tabla 9.3.9 Comparativa entre MPI y MENB en problema a C/p para alfa igual a 0 y beta igual a 1.

	Al.	Esp.	EEUU	Fr.	It.	Jp.	U.K.	Ptg.	Gr.	Ca.	Au.	σ	Rend.
MPI	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	156	4.97
MENB	0	0	10.2	0	0	0	0	34.1	36.9	0	18.8	89	3.39

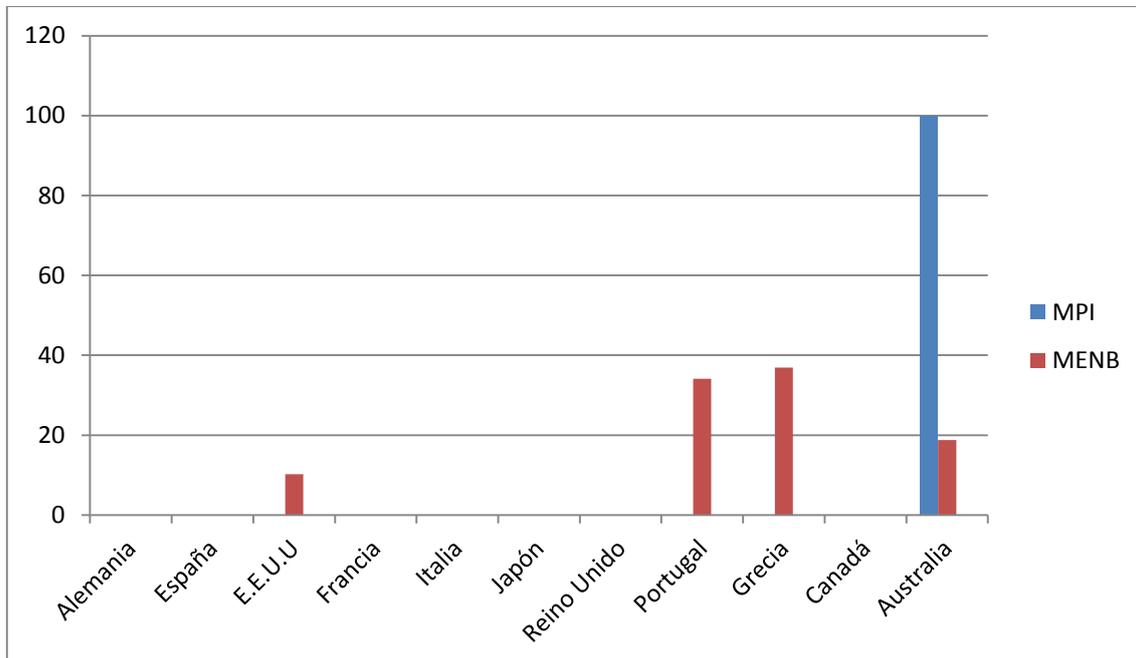


Figura 9.3.10 Comparativa entre MPI y MENB en problema a C/p para alfa igual a 0 y beta igual a 1.

Para este escenario, el MPI ha fijado su cartera de países en el bono australiano. Y el MENB ha detectado dicho bono como buena solución, pero ha diversificado su solución proponiendo invertir en Portugal y Grecia, ambos con muy buenos rendimientos.

Debido a la diversificación, el rendimiento no es el óptimo pero es bastante considerable. Además, aunque no sea el objetivo en este caso, reduce el riesgo casi a la mitad.

Por último, para concluir en este apartado, se muestra la tabla 9.3.11. En ella se pueden comparar de manera directa los resultados obtenidos para el MENB con los que se obtuvieron para el MPI. Quedan diferenciados los resultados para los distintos valores de alfa y beta, así como la desviación típica y rendimiento.

Tabla 9.3.11: Comparación para los cinco casos de relación entre riesgo y rendimiento en el problema a C/P.

	$\alpha=1;\beta=0$	$\alpha=0.75;\beta=0.25$	$\alpha=0.5;\beta=0.5$	$\alpha=0.25;\beta=0.75$	$\alpha=0;\beta=1$
σ_p (MPI)	30.15	30.15	30.15	31.15	156
σ_p (MENB)	67	58	53.9	79	89
R_p (MPI)	0.4	0.4	0.4	0.57	4.97
R_p (MENB)	2.17	1.71	2.45	2.26	3.39

Para el problema a corto plazo, se puede verificar que el MENB, muestra unas desviaciones bastante superiores al MPI. El MENB ha generado un riesgo que es aproximadamente dos veces superior que el MPI para todos los escenarios.

En el caso del rendimiento, el MENB propone soluciones con rendimientos mucho mayores que los propuestos por el MPI, exceptuando el caso del escenario quinto. En este, el MPI supera en un punto el rendimiento generado por el MENB.

10. Conclusión

El desarrollo de este T.F.G. se ha basado en la resolución de un modelo matemático cuadrático, a partir de un A.G. Los resultados obtenidos han sido objeto de estudio. Posteriormente, éstos han sido comparados con los obtenidos en un problema de características similares resuelto por SOLVER. Siendo ambos problemas resueltos para tres horizontes temporales y con una casuística que ha ponderado los dos objetivos de ambos modelos: el rendimiento y el riesgo asumido.

En primer lugar, se ha introducido el problema a resolver. Posteriormente, se ha ubicado temporalmente, y se ha detallado la situación en la cual se daría dicho problema.

Para resolver un problema de un tamaño que no fuera excesivamente grande, se han extraído datos de las principales agencias de calificación, acerca de gran cantidad de países. Los datos han sido extraídos para el año 2011 y 2012. Teniendo en cuenta las valoraciones y la accesibilidad a los datos, se ha elegido una cartera representativa de 11 países. Dicha cartera contenía países de cuatro continentes. Además, contaba con países que se encontraban en diversas situaciones. Desde E.E.U.U. o Alemania, hasta países en situaciones menos favorables como son Grecia, España, Italia o Portugal.

Para plantear el modelo teórico, se ha llevado a cabo una introducción acerca de la inversión, teniendo en cuenta riesgos y rendimientos. Comentándose la teoría de Markowitz, y haciendo referencia al Modelo de Porcentaje de Inversión (MPI), que más tarde ha servido de base para la comparación y análisis de resultados.

El Modelo de Especificación en el Número de Bonos (MENB) planteado fue resuelto mediante un A.G., programando las funciones del mismo en Matlab. Se ha procedido a una introducción teórica de los algoritmos genéticos, sus características generales, cómo funcionaban...

Una vez planteado el MENB, se ha procedido a la resolución del problema mediante el A.G. comentado. Se ha llevado a cabo una calibración del mismo, con la finalidad de ver qué parámetros proporcionaban un mejor funcionamiento.

Una vez calibrado el sistema, se ha resuelto el MENB utilizando tres horizontes temporales, a diez años, a tres años y a seis meses. Cada una de estas variantes ha sido resuelta en cinco escenarios distintos, ponderando cada uno de ellos de manera distinta los parámetros asociados a riesgo y rendimiento.

Se ha podido verificar que las soluciones propuestas por el MENB diversifican la inversión para todos los escenarios y horizontes tratados. Además, el método de resolución llevado a cabo por este, genera mayor diversificación y aleatoriedad.

Para el MPI, se puede observar que las soluciones son más precisas y la diversificación es menor. Esto se debe a las restricciones del problema, las cuales no generan limitaciones de inversión en ningún bono. Además, al igual que sucedía en el modelo anterior, el método de resolución influye en la solución del problema.

Se han analizado una gran cantidad de variantes, comparando los resultados obtenidos por ambos modelos. En todos los casos han sido analizados tanto rendimiento como desviación típica. Se ha podido comprobar, que el MENB ha generado más riesgo en la mayoría de los problemas. Como consecuencia directa, también el rendimiento generado ha sido mayor..

Se ha comprobado la característica experimental de las metaheurísticas. Las calibraciones llevadas a cabo mejoraban de manera cuantitativa las soluciones obtenidas para el MENB. Además se ha verificado la precisión del A.G. para la resolución de problemas de tamaño intermedio.

El programa resulta de gran interés para cualquier tipo de inversor gracias a la casuística resuelta. Se han ponderado parámetros que permiten resolver los problemas según los intereses del inversor. Además, se cuenta con las soluciones obtenidas para el MPI, que servirían para inversores que no tengan ningún tipo de preferencia en la diversificación.

Por último, se podría proponer como ampliación al T.F.G. realizado, la resolución de un problema similar, pero que actualizara mediante una tasa de inflación los beneficios obtenidos a distintos plazos. Generando así un único problema en el cual, el modelo devolvería dónde invertir y cuándo. Siendo posible también la aplicación de otras metaheurísticas para comparar sus funcionamientos, tanto con el MENB como con el MPI, como por ejemplo, la Búsqueda Tabú o el Recocido Simulado.

11. Referencias

- Canós, Martínez y Mocholi (2009). Universidad de Valencia. Trabajo “Cálculo de escenarios para la mediana robusta cuando la demanda es incierta”.
- Cruz Blanco, Rafael (2007). Universidad de Sevilla. Tesis de Master, “Análisis y modelado de la gestión del riesgo”.
- Cruz Blanco, Rafael y Cortés Achedad, Pablo (2010). Revista Dirección y Organización. Artículo: “Composición de carteras de inversión en títulos de renta fija utilizando modelos de optimización robusta por escenarios”.
- León, T. y otros (2003). Universidad de Valencia. Publicación del 27º Congreso Nacional de Estadística e Investigación Operativa, “Gestión de carteras con metodologías Fuzzy”.
- Lozano, Carmen (2010). Universidad Carlos III de Madrid. Proyecto Fin de Carrera “Optimización robusta de carteras de inversión mediante Spead2”.
- Meneu, Robert (2002). Revista española de financiación y contabilidad. Artículo: “Formación de carteras de renta fija con escenarios sobre los tipos de interés”.
- Ochoa García, Sandra (2008). Instituto Politécnico Nacional de México. Tesis doctoral “El modelo de Markowitz en la teoría de portafolios de inversión”.

- Puerta, Andrés y Laniado, Henry (2010). Revista Lecturas de Economía. Artículo: “Diseño de estrategias óptimas para la selección de portafolios, un análisis de la ponderación inversa al riesgo (PIR)”.
- Salas, Héctor (2003). Revista Contaduría y Administración. Artículo: “La teoría de la cartera y algunas consideraciones epistemológicas acerca de la teorización en las áreas económico-administrativas”.
- Varios (1999). VII Jornadas de la Asociación Española de Profesores Universitarios de Matemáticas para la Economía y la Empresa – ASEPUMA. “Actas de la reunión”.
- Varios autores (1996). V Jornadas de la Asociación Española de Profesores Universitarios de Matemáticas para la Economía y la Empresa – ASEPUMA. “Aplicaciones económicas de la optimización robusta”.
- Villalba Vilá, Daniel (1998). Revista española de financiación y contabilidad. Artículo: “Un modelo de selección de cartera con escenarios y función de riesgo”.

<http://www.bankofcanada.ca/>

<http://www.bankofgreece.gr/Pages/en/default.aspx>

<http://www.bcb.gov.br/pt-br/paginas/default.aspx>

<http://www.bcb.gov.br/pt-br/paginas/default.aspx>

<http://www.bde.es/bde/es/>

<http://www.bloomberg.com/>

<http://www.bportugal.pt/pt-PT/Paginas/inicio.aspx>

<http://www.datosmacro.com/>

<http://www.datosmacro.com/ratings/?pais?>

<http://www.ecb.int/ecb/html/index.es.html>

<http://www.forexpros.es/>

<http://www.rba.gov.au/>