



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان-



كلية العلوم الاقتصادية و العلوم التجارية و علوم التسيير

أطروحة مقدمة لنيل شهادة دكتوراه
في العلوم الاقتصادية
تخصص: التقنيات الكمية

بغنوان:

إستخدام الخوارزميات الجينية في التنبؤ بتطايير الأسواق المالية

تحت إشراف الأستاذ:

أ.د. صوار يوسف

من إعداد الطالب:

موفق عمر

أعضاء لجنة المناقشة:

رئيسا

أستاذ التعليم العالي (جامعة تلمسان)

أ.د. بن بوزيان محمد

مشرفا

أستاذ التعليم العالي (جامعة سعيدة)

أ.د. صوار يوسف

عضوا

أستاذ التعليم العالي (جامعة تلمسان)

أ.د. جناس مصطفى

عضوا

أستاذة محاضرة قسم أ (جامعة تلمسان)

أ. بارودي نعيمة

عضوا

أستاذ محاضر قسم أ (المركز الجامعي عين تموشنت)

أ. جديدن لحسن

عضوا

أستاذ محاضر قسم أ (المركز الجامعي مغنية)

أ. ساهد عبد القادر

السنة الجامعية: 2019/2018



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
جامعة أبي بكر بلقايد – تلمسان-



كلية العلوم الاقتصادية و العلوم التجارية و علوم التسيير

أطروحة مقدمة لنيل شهادة دكتوراه
في العلوم الاقتصادية
تخصص: التقنيات الكمية

بعنوان:

إستخدام الخوارزميات الجينية في التنبؤ بتطايير الأسواق المالية

تحت إشراف الأستاذ:

أ.د. صوار يوسف

من إعداد الطالب:

موفق عمر

أعضاء لجنة المناقشة:

رئيسا

أستاذ التعليم العالي (جامعة تلمسان)

أ.د. بن بوزيان محمد

مشرفا

أستاذ التعليم العالي (جامعة سعيدة)

أ.د. صوار يوسف

عضوا

أستاذ التعليم العالي (جامعة تلمسان)

أ.د. جناس مصطفى

عضوا

أستاذة محاضرة قسم أ (جامعة تلمسان)

أ. بارودي نعيمة

عضوا

أستاذ محاضر قسم أ (المركز الجامعي عين تموشنت)

أ. جديدين لحسن

عضوا

أستاذ محاضر قسم أ (المركز الجامعي مغنية)

أ. ساهد عبد القادر

السنة الجامعية: 2019/2018

الإهداء:

أهدي هذا العمل إلى أئمة شئخ في الدنيا
إلى أمي العزيزة أطل الله عمرها بالصحة و العافية
و إلى روح والدي رحمه الله و أسكنه فسيح جنانه
و إلى إخوتي و كل أفراد أسرتي بآرك الله فيهم

الشكر:

" ربّ أوزعني أن أشكر نعمتك التي أنعمت عليّ و علي
والديّ و أن أعمل صالحاً ترضاه و أدخلني برحمتك في
عبادك الصالحين "

[النمل: 19]

أتقدم بالشكر إلى الأستاذ الفاضل صوار يوسف

علي دعمه و جهوده

كما أشكر زملائي و أساتذتي و كل من قدم أي مساعدة

من قريب أو من بعيد لإنجاز هذا العمل

ملخص:

الخوارزميات الجينية هي واحدة من بين أحدث الطرق الكمية المستخدمة في دعم اتخاذ القرار، هي إحدى تقنيات الذكاء الاصطناعي تحاكي تفسيرات علمية في الوراثة و التطور الطبيعي. بذلك تهدف هذه الدراسة إلى التعرف على الخوارزميات الجينية، كذلك معرفة كيف تستخدم الخوارزميات الجينية في التنبؤ بتطايير الأسواق المالية إلى جانب النماذج القياسية مثل ARCH و مشتقاتها، ثم محاولة تطبيقها على ثلاث أسواق مالية هي بورصة تونس، الدار البيضاء و نيويورك من خلال تحليل السلاسل الزمنية للمؤشرات: *Tunindex*، *Madex* و *Dow Jones*. بالاعتماد على برنامج *Evolver*، و بعد إجراء مقارنة مع الطرق القياسية، تمكنا من الحصول على مجموعة من النتائج حول هذه الحالات. فتم استنتاج مدى فعالية استخدام الخوارزميات الجينية في التنبؤ بتطايير الأسواق المالية، كما أنها تستحق الاستخدام في المسائل الأكثر تعقيدا و عند فشل الطرق المعتادة.

الكلمات المفتاحية: خوارزميات جينية، تطايير أسواق مالية، طرق كمية، تنبؤ، سلاسل زمنية، أمثلية.

Résumé

La méthode des algorithmes génétiques est une nouvelle méthode quantitative développée et technique d'intelligence artificielle qui simule des explications scientifiques en génétique et l'évolution naturelle. Donc le but de cette étude est de reconnaître Les algorithmes génétiques. Ainsi que connaître comment utiliser Les algorithmes génétiques pour la prévision de la volatilité des marchés financières, puis essayer de l'employer dans une étude pratique concernant trois marchés : Tunis, Casa Blanca et New York , en analysant les séries temporelles des indices : Tunindex, Madex et Dow Jones. Après l'utilisation de logiciel Evolver, et la comparaison avec les méthodes d'économétrie, on a eu des résultats autour de ces cas. Enfin on a conclu l'efficacité des algorithmes génétiques dans la prévision de la volatilité, ils méritent également d'être utilisés dans les problèmes les plus complexes et lorsque les méthodes habituelles échouent.

Mot-clé : algorithmes génétique, volatilité, méthodes quantitatives, prévision, séries temporelles, optimisation.

Abstract

Genetic Algorithms is a new developed quantitative method and an Artificial intelligence technique that simulates scientific explanations in genetics and natural evolution. Thus that study aims to recognize Genetic Algorithms As well as know how to use it for volatility forecasting besides econometrics models such us ARCH and its derivatives, then we try to apply it on three financial markets: Tunis, Casa Blanca and New york, through analyzing the time series of: Tunindex, Madex and Dow Jones index. After using Evolver software, and making a comparison with econometrics methods, we have got results around these cases. At last we have concluded the efficiency of Genetic Algorithms in financial markets volatility forecasting, it also deserves to be used in more complicated problems and when usual methods fail.

Keywords: genetic algorithms, volatility, quantitative methods, forecasting, time series, optimization.

الفهرس

الفهرس:

III	الإهداء
IV	الشكر
V	ملخص
VII	الفهرس
XII	قائمة الأشكال و الجداول
1	مقدمة
6	الباب الأول: الأدبيات النظرية و التطبيقية
7	تمهيد
8	الفصل الأول: النماذج القياسية للتنبؤ بتطير الأسواق المالية
9	1- منهجية Box-Jenkins
9	1-1 الاستقرارية
9	1-1-1 دالة الارتباط الذاتي Autocorrelation Fonction
11	1-1-2 اختبارات التشويش الأبيض
12	1-1-3 منحى دالة الارتباط colerrogramme
13	2-1 اختبارات جذر الوحدة
13	1-2-1 السلسلة الزمنية من النوع TS
14	2-2-1 السلسلة الزمنية من النوع DS
14	3-2-1 اختبار Dikey-Fuler
16	4-2-1 اختبار Augmented Dikey-Fuler
16	5-2-1 اختبار Philips-Perron
17	3-1 نماذج ARIMA
17	1-3-1 نموذج الانحدار الذاتي $AR(p)$
18	2-3-1 نموذج المتوسطات المتحركة $MA(q)$
19	3-3-1 النماذج المختلطة $ARMA(p,q)$
19	4-3-1 النماذج المختلطة $ARIMA(p,d,q)$
20	4-1 منهجية Box-Jenkins
22	2- نماذج ARCH و مشتقاتها

22 1-2 صياغة نماذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس الأخطاء
22 1-1-2 نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس الأخطاء ARCH
23 2-1-2 نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس الأخطاء المعمم GARCH
23 3-1-2 نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس الأخطاء المعمم المتكامل IGARCH
23 2-2 اختبارات ARCH
24 1-2-2 اختبار مضاعف Lagrange
24 2-2-2 اختبار Durbin-Watson
25 3-2-2 اختبار White
25 3-2 تقدير النماذج
26 4-2 معايير التقييم و المقارنة بين النماذج
26 1-4-2 معايير الجودة
27 2-4-2 دوال الخسارة
27 3-4-2 اختبار Diebold-Mariano
28 4-4-2 اختبار Harvey-Leybourne-Newbold
28 5-4-2 اختبار Morgan-Granger-Newbold
29 6-4-2 اختبار تفوق قدرة التنبؤ
30 7-4-2 المعيار الموحد لأخطاء التنبؤ
31 الفصل الثاني: الخوارزميات الجينية
32 1- تعريف الخوارزميات الجينية و خصائصها
32 2-1 تعريف الخوارزميات الجينية
33 3-1 خصائص الخوارزميات الجينية
35 2- العناصر الأساسية للخوارزميات الجينية
35 1-2 الأفراد
36 2-2 الملاءمة
37 3-2 المجتمع
37 4-2 الترميز
37 1-4-2 الترميز الثنائي
39 2-4-2 الترميز العددي
39 3-4-2 الترميز الحرقي

40 الترميز المختلط 4-4-2
40 الترميز الترتيبي 5-4-2
40 الترميز المباشر 6-4-2
41 خطوات و عمليات الخوارزميات الجينية 3-
41 خطوات الخوارزميات الجينية 1-3
42 الانتقاء 2-3
43 الانتقاء بالعجلة المتدحرجة (Roulette Wheel) 1-2-3
44 الانتقاء العشوائي 2-2-3
44 الانتقاء حسب الرتبة 3-2-3
44 الانتقاء بالمسابقة 4-2-3
45 التكاثر 3-3
45 العبور في نقطة واحدة 1-3-3
46 العبور في نقطتين 2-3-3
46 العبور متعدد النقاط 3-3-3
47 العبور الموحد 4-3-3
47 تصالب ثلاث صبغيات 5-3-3
47 الطفرة 4-3
48 التقليل 1-4-3
48 تبادل الأماكن 2-4-3
48 العكس 3-4-3
49 الاستبدال 5-3
49 التوقف 6-3
51 الفصل الثالث: الأدبيات التطبيقية
52 1- تطبيقات النماذج القياسية لتطبيقات الأسواق المالية
58 2- الدراسات السابقة للخوارزميات الجينية في الاقتصاد القياسي
58 1-2 أمثلة عن الأبحاث و الدراسات حول الخوارزميات الجينية
60 2-2 إحصائيات عن المنشورات حول الخوارزميات الجينية في الاقتصاد
62 خلاصة الباب الأول

65 الباب الثاني: الدراسة التطبيقية
66 تمهيد
67 الفصل الأول: عينة الدراسة و الأدوات المستخدمة
68 1- تعريف عينات المؤشرات المدروسة
68 1-1 مؤشر Tunindex
69 2-1 مؤشر Madex
69 3-1 مؤشر Dow Jones
70 2- صياغة المعطيات و النموذج الرياضي للمسألة
71 3- الأدوات المستخدمة
72 1-3 برنامج Eviews
72 2-3 برنامج Evolver
74 الفصل الثاني: تحليل نتائج الدراسة و مناقشتها
75 1- نتائج الدراسة
75 1-1 عرض النتائج
75 1-1-1 النتائج الخاصة بمؤشر Tunindex
75 1-1-1-1 نتائج Eviews
79 2-1-1-1 نتائج Evolver
82 2-1-1 النتائج الخاصة بمؤشر Madex
82 1-2-1-1 نتائج Eviews
85 2-2-1-1 نتائج Evolver
88 3-1-1 النتائج الخاصة بمؤشر Dow Jones
88 1-3-1-1 نتائج Eviews
91 2-3-1-1 نتائج Evolver
93 2-1 مقارنة نتائج الطريقتين
95 2- مناقشة و تحليل النتائج
98 خلاصة الباب الثاني
100 الخاتمة
105 قائمة المراجع

قائمة الأشكال و الجداول

قائمة الأشكال:

الصفحة	عنوان الشكل	رقم الشكل
13	مثال عن منحني الارتباط الذاتي Colerrogramme	1
15	مراحل اختبارات جذر الوحدة	2
18	أمثلة عن منحني الارتباط الذاتي لنموذج AR	3
19	أمثلة عن منحني الارتباط الذاتي لنموذج MA	4
20	مراحل منهجية Box-Jenkins	5
36	تمثيل النمط الظاهري و النمط الوراثي	6
38	تمثيل الصبغي	7
40	الترميز الترتيبي و تصحيحه	8
42	تمثيل لخطوات الخوارزميات الجينية مع محاكاة لمثال طبيعي	9
44	العجلة المتدحرجة	10
45	الانتقاء بالمسابقة	11
46	مستوى العبور لسلسلة طولها 10	12
46	العبور في نقطة	13
46	العبور في نقطتين	14
47	العبور الموحد	15
47	تصالب ثلاث صبغيات	16
48	إحداث الطفرة بالقلب	17
48	إحداث الطفرة بتبادل الأماكن	18
48	إحداث الطفرة بالعكس	19
61	تطور تطبيق الخوارزميات الجينية في مجالات العلوم الاقتصادية	20
68	تطور مؤشر Tunindex	21
69	تطور مؤشر Madex	22
70	تطور مؤشر Dow Jones	23
73	تشكيل النموذج على Excel	24
75	منحني دالة الارتباط الذاتي لسلسلة Tunindex	25
76	منحني دالة الارتباط الذاتي للسلسلة المستقرة Tunindex	26
79	منحني التباين المشروط (Eviews) لسلسلة Tunindex	27
79	منحني تطور الملاءمة عبر الأجيال لسلسلة Tunindex	28

80	منحنى التباين المشروط (Evolver) لسلسلة Tunindex	29
81	منحنى القيم المقدرة لمؤشر Tunindex	30
82	منحنى دالة الارتباط الذاتي لسلسلة Madex	31
83	منحنى دالة الارتباط الذاتي للسلسلة المستقرة Madex	32
85	منحنى التباين المشروط (Eviews) لسلسلة Madex	33
85	منحنى تطور الملاءمة عبر الأجيال لسلسلة Madex	34
86	منحنى التباين المشروط (Evolver) لسلسلة Madex	35
87	منحنى القيم المقدرة لمؤشر Madex	36
88	منحنى دالة الارتباط الذاتي لسلسلة Dow Jones	37
89	منحنى دالة الارتباط الذاتي للسلسلة المستقرة Dow Jones	38
91	منحنى التباين المشروط (Eviews) لسلسلة Dow Jones	39
91	منحنى تطور الملاءمة عبر الأجيال لسلسلة Dow Jones	40
92	منحنى التباين المشروط (Evolver) لسلسلة Dow Jones	41
93	منحنى القيم المقدرة لمؤشر Dow Jones	42

قائمة الجداول:

الصفحة	عنوان الجدول	رقم الجدول
35	مقارنة بين مصطلحات الوراثة و الخوارزميات الجينية	1
43	قيم العجلة المتدحرجة	2
54	مختلف النماذج المشتقة ل ARCH	3
61	عدد المنشورات حول الخوارزميات الجينية في مجالات العلوم الاقتصادية	4
76	اختبارات جذر الوحدة لسلسلة Tunindex	5
77	تقدير نموذج $ARIMA(3;1;2)$ لسلسلة Tunindex	6
77	اختبار ARCH لسلسلة Tunindex	7
78	تقدير النموذج $GARCH(1;1)$ لسلسلة Tunindex	8
80	التنبؤ بالقيم المستقبلية لمؤشر Tunindex	9
82	اختبارات جذر الوحدة لسلسلة Madex	10
83	تقدير نموذج $ARIMA(1;1;0)$ لسلسلة Madex	11
84	اختبار ARCH لسلسلة Madex	12
84	تقدير النموذج $GARCH(1;2)$ لسلسلة Madex	13
86	التنبؤ بالقيم المستقبلية لمؤشر Madex	14
88	اختبارات جذر الوحدة لسلسلة Dow Jones	15
89	تقدير نموذج $ARIMA(1;1;1)$ لسلسلة Dow Jones	16
90	اختبار ARCH لسلسلة Dow Jones	17
90	تقدير النموذج $GARCH(2;1)$ لسلسلة Dow Jones	18
92	التنبؤ بالقيم المستقبلية لمؤشر Dow Jones	19
93	مقارنة بين الخوارزميات الجينية (Evolver) و الطرق القياسية (Eviews)	20

مقدمة

1. تمهيد:

تشكل الأسواق المالية أهمية كبرى، حيث يمكن اعتبارها أداة لتحقيق الأهداف الاقتصادية العامة و المساهمة في التسيير السليم للموارد الاقتصادية، ذلك من خلال توفير وسائل مالية متعددة و تخفيض تكاليف انتقال الأموال بين المتعاملين في السوق، و بالتالي تساهم في تشجيع الاستثمارات و توفير السيولة في البلد. تتأثر هذه الأسواق بما فيها الأسواق النقدية و البورصة بعدة عوامل داخلية و خارجية تتحكم في أحواله، فالمؤشرات الخاصة بما تعرف قيمها تغيرات سريعة و مستمرة، بحيث يمكنها أن ترتفع أو تنخفض في أي لحظة. بذلك يتوجب على المتعاملين في الأسواق المالية الاطلاع دائما على تحركاتها و التنبؤ بقيم مؤشراتهما من أجل اتخاذ القرارات اللازمة للتسيير الأمثل.

نظرا لاستمرار و سرعة تغير هذه القيم يكون التنبؤ بها صعبا جدا فيتطلب أساليب خاصة، هناك عدة طرق تستخدم للتنبؤ بالقيم المستقبلية للمؤشرات مثل التحليل التقني للبيانات الذي يعتمد على الخبرة، أو الأدوات الإحصائية الخاصة بالتنبؤ بالتطير كنماذج الاقتصاد القياسي و تحليل السلاسل الزمنية التي تحدد قيم تقريبية بالاعتماد على تقنيات من الرياضيات .

لكن في بعض الأحيان يمكن أن تواجه حالات أكثر تعقيدا أين تكون الطرق المعتادة غير كافية و يتطلب الأمر طرقا أكثر تطورا و فعالية. نظرا للتطورات التكنولوجية التي عرفها العصر الحالي عصر المعلومات، تشهد الرياضيات و البرمجة تغيرات حديثة و تطورات كبيرة ويرجع الفضل في ذلك إلى التطور المذهل في علوم الشبكات والذكاء الاصطناعي. بذلك تم اكتشاف طرق حديثة تحاكي التفسيرات العلمية لبعض الظواهر الطبيعية، يمكن تطبيقها في مختلف المجالات و المسائل بما فيها التنبؤ.

من بين هذه الأساليب الحديثة التي تساهم في اتخاذ القرار الأمثل، نجد ما يعرف بالخوارزميات الجينية التي تملك نطاقا تطبيقيا واسعا في هذا المجال. تعتمد هذه الطريقة على استخدام مبادئ بيولوجية من الوراثة و التطور الطبيعي في شكل خوارزميات للحصول على نموذج كمي ثم الوصول إلى الحل الأمثل عبر المرور بمراحل تحليلية معينة.

بالنظر إلى التطبيقات السابقة للخوارزميات الجينية نجد أنه تم تطبيقها في مختلف المجالات العلمية بما فيها العلوم الاقتصادية و علوم التسيير، حيث تستخدم كوسيلة كمية تعطي بيانات في شكل أرقام و قيم تساهم في دعم اتخاذ القرار الأمثل، بذلك يمكن استعمالها كأداة بحوث العمليات أو أداة للتنبؤ.

بالتالي لا بد من التعرف على الطرق المعتادة للتنبؤ بتطير الأسواق المالية ، كما يجب التعرف على مختلف مفاهيم و خصائص الخوارزميات الجينية، و كذلك التطرق إلى أهم التطبيقات و الدراسات السابقة المتعلقة بها و كيف تستعمل في التنبؤ. كما يجب تطبيقها في دراسة حالة حقيقية للاختبار مدى فعاليتها و جودة أدائها، بالإضافة إلى مقارنتها بطريقة ماثلة معتادة من أجل تأكيد نتائجها و الوقوف عند خصائصها.

2. الإشكالية:

جاءت إشكالية البحث لتدور حول ما يلي:

ما مدى إمكانية استخدام الخوارزميات الجينية في التنبؤ بتطير الأسواق المالية ؟

و تقودنا هذه الإشكالية إلى طرح التساؤلات التالية:

- ما هي طرق التنبؤ بتطير الأسواق المالية؟
- ما هي الخوارزميات الجينية و ما هي جوانبها النظرية؟
- كيف تستخدم في التنبؤ و ما هي أهم التطبيقات و الدراسات السابقة المتعلقة بها؟
- ما مدى فعالية استخدامها في التنبؤ بتطير الأسواق المالية محل الدراسة؟

3. الفرضيات:

للتمكن من الإجابة على هذه التساؤلات نضع الفرضيات التالية:

- إمكانية تطبيق الخوارزميات الجينية في التنبؤ بتطير الأسواق المالية.
- فعالية و كفاءة الخوارزميات الجينية مقارنة بالطرق المعتادة.

4. أسباب اختيار الموضوع:

تم اختيار موضوع هذا البحث بناء على الأسباب التالية:

- الأهمية التي تشكلها الأسواق المالية و ضرورة التنبؤ بتغيراتها.
- محاولة دراسة الخوارزميات الجينية و استخدامها في التنبؤ كونها طريقة كمية حديثة و نادرة من حيث المراجع و التطبيق.
- تم التطرق للبورصة و التنبؤ بتطير الأسواق المالية في عدة دراسات و تطبيقات، حيث أنها تتطلب طرق معقدة نسبيًا مما جعلنا نعتمد على تقنية الخوارزميات الجينية.

5. أهداف البحث:

نهدف من خلال هذا البحث إلى ما يلي:

- التعرف على الطرق القياسية للتنبؤ بتطير الأسواق المالية.
- التعرف على الخوارزميات الجينية و خصائصها و مراحل عملها.

- معرفة كيفية استخدام الخوارزميات الجينية في التنبؤ بتطايير الأسواق المالية.
- التطرق إلى أهم الدراسات و التطبيقات السابقة.
- محاولة استخدام الخوارزميات الجينية على واقع ثلاث أسواق مالية.
- إجراء مقارنة مع طرق التنبؤ المعتادة في مثل الحالة المدروسة.

6. منهج البحث:

وفقا للإشكالية المطروحة فرض علينا إعداد هذا البحث دراسة كل الجوانب الأساسية و الخاصة بالموضوع، و كذلك الوقوف عند جميع التفاصيل المتعلقة به. من أجل اختبار الفرضيات الموضوعية و الإجابة على التساؤلات المطروحة، تم اتباع منهج يستند على حقيقة وجود ارتباط و تلازم بين كل من:

- **الجانب النظري:** الذي يتضمن في هذا البحث كل الأسس و المبادئ النظرية المتعلقة بالنماذج القياسية للتنبؤ بتطايير الأسواق المالية و الخوارزميات الجينية و طريقة عملها، و كذلك مختلف الدراسات و التطبيقات السابقة.
- **الجانب التطبيقي:** يتضمن محاولة تطبيق الجوانب النظرية من خلال إجراء دراسة تطبيقية تتمثل في التنبؤ بتطايير ثلاث أسواق مالية (تونس، الدار البيضاء، نيويورك) باستخدام أسلوب الخوارزميات الجينية و بمساعدة برنامج *Evolver*. إضافة إلى مقارنتها بالطرق القياسية.

المنهجية المتبعة في صياغة و تقسيم البحث هي أسلوب **IMRAD** (*Introduction*) مقدمة، *Methods* الطريقة و الأدوات، **Results** النتائج، *And* و، *Discussion* المناقشة) الذي يعد من أشهر الأساليب التي تسهل استعراض و تصفح مختلف أقسام المذكرة بصفة سريعة، حيث تمت صياغة الأطروحة في شكل باين: الباب الأول ارتبط بالأدبيات النظرية و التطبيقية، الباب الثاني تعلق بالدراسة التطبيقية.

7. هيكل البحث:

- تم تقسيم محتوى البحث كما يلي:
- الباب الأول: الأدبيات النظرية و التطبيقية.
- أولا تم التطرق إلى النماذج القياسية للتنبؤ بتطايير الأسواق المالية المتمثلة في منهجية *Box-Jenkins* و نماذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس الأخطاء و مشتقاتها، فشمّل مختلف مراحلها التحليلية و الأدوات الإحصائية المستخدمة. ثم عرض مختلف الأدبيات التطبيقية و ذكر أمثلة عن أهم الدراسات السابقة حول هذا الموضوع إضافة إلى بعض الإحصائيات.

● الباب الثاني: الدراسة التطبيقية.

تم محاولة تطبيق الخوارزميات الجينية على أرض الواقع من خلال دراسة حالة تتعلق بموضوع البحث. حيث تضمن تعريف العينات المختارة المتمثلة في ثلاث مؤشرات أسواق مالية هي: *Dow Jones*، *Madex*، *Tunindex*، تحديد معطيات و نموذج المسألة و الأدوات و برامج الحاسوب المستعملة. ثم إيجاد نماذج التنبؤ باستعمال برنامج *Eviews*، ثم بطريقة الخوارزميات الجينية بالاعتماد على برنامج *Evolver*، و في الأخير إجراء مقارنة و تحليل للنتائج. مما يتيح القيام باستنتاجات حول كل جوانب البحث و الإجابة على الإشكالية المطروحة.

الباب الأول:
الأدبيات النظرية و
التطبيقية

تمهيد:

لدراسة كافة الجوانب النظرية و التطبيقية للتنبؤ بتطير الأسواق المالية و الخوارزميات الجينية، و لتوضيحها بشكل أدق، لا بد أولاً من التعرف على النماذج القياسية التي تستخدم في التنبؤ و شرح المنهجية و مختلف الخطوات التحليلية، ثم التطرق إلى كل الأدبيات النظرية الخاصة بالخوارزميات الجينية و الوقوف عند أدق التفاصيل. بعد ذلك المرور إلى الأدبيات التطبيقية التي تتعلق بالتنبؤ بتطير الأسواق المالية، فعرض أمثلة عن دراسات سابقة و بعض الإحصائيات الخاصة بالمنشورات المرتبطة بتطبيق الخوارزميات الجينية في الاقتصاد القياسي.

الفصل الأول: النماذج القياسية للتنبؤ بتطايير الأسواق المالية:

دراسة تطايير الأسواق المالية (*volatility*) لها نطاق واسع و نشيط من الأبحاث، أهم ما يميز تطايير الأسواق المالية أنه غير واضح و لا يمكن ملاحظته مباشرة، و هو يتطلب عناية فائقة عند دراسته و هذا ما يجعل التنبؤ به صعبا. رغم عدم وضوح التطايير إلا أنه يملك خصائص شائعة: (Tsay, 2002)

- يوجد تكتلات في سلوكها حيث يمكن أن يكون عاليا في فترة معينة و قليلا في فترات أخرى.
- التقلبات تتطور مع الزمن بصفة مستمرة و القفزات المؤثرة تكون ناذرة.
- لا تؤول إلى مالا نهاية و هي تختلف عبر الزمن في إطار محدود.
- غالبا ما لا تتأثر بصفة طردية مع الصعود المفاجئ للقيم أو سقوطه.

هذه الخصائص تلعب دورا هاما في تشكيل النموذج المناسب للتطايير. و قد نتج عن مختلف الدراسات في هذا المجال تطوير عدة نماذج تم التطرق إليها في مختلف البحوث و المؤلفات العلمية مثل نماذج *ARIMA* وفقا لمنهجية *Box-Jenkins*، *ARCH* و مشتقاتها خاصة *GARCH* التي تعتبر الأنسب و الأكثر استعمالا لتحليل السلاسل الزمنية المالية في الخمس عقود الأخيرة.

1-1 منهجية Box-Jenkins :

قام الباحثان *box* و *Jenkins* سنة 1976 بتقديم منهجية لدراسة السلاسل الزمنية من خلال تحديد نماذج ARIMA المناسبة للظاهرة المدروسة قصد التنبؤ بمتغيراتها، ذلك مرورا بمراحل تحليلية تشمل دراسة استقرارية السلسلة و اختبارات جذر الوحدة و أخيرا تحديد النموذج الأنسب للتنبؤ وفقا لمعايير إحصائية معينة.

1-1-1 الاستقرارية : (Bourbonnais, 2011)

الفكرة الأساسية للاستقرارية هي أن القوانين الاحتمالية التي تحكم سلوك السلسلة الزمنية لا تتغير مع الزمن، لذلك يجب دراسة خصائصها الاحتمالية المتمثلة في كل من التوقع و التباين، فإذا كانت غير ثابتة و متغيرة مع الزمن نقول أنها غير مستقرة. تكون السلسلة الزمنية مستقرة إذا توفرت فيها الشروط التالية :

- المتوسط ثابت و مستقل عن الزمن

$$E(y_t) = E(y_{t+m}) = u \forall t \text{ et } \forall m$$

- التباين محدود و مستقل عن الزمن

$$\text{Var}(y_t) < \alpha \forall t$$

- التباين المشترك مستقل عن الزمن

$$\text{cov}(y_t, y_{t+k}) = E[(y_t - U)(y_{t+k} - U)] = \gamma_K$$

عندما تكون السلسلة الزمنية مستقرة فإنها لا تحتوي على اتجاه عام ولا تخضع لعوامل موسمية أو أي عامل يتطور مع الزمن . و نشير كذلك إلى وجود ما يعرف بالتشويش الأبيض حيث الأخطاء ε_t مستقلة عن بعضها و تخضع للقانون الطبيعي فتكون مستقرة.

للكشف عن استقرار السلسلة الزمنية و معرفة إن كانت لا تحتوي على اتجاه عام أو عوامل موسمية، يتم الاعتماد أساسا على دوال الارتباط الذاتي و تحليلها من خلال القيام بالاختبارات، ثم التحقق من وجود التشويش الأبيض و من خضوع توزيع الأخطاء إلى القانون الطبيعي.

1-1-1-1 دالة الارتباط الذاتي Autocorrelation Fonction :

دالة الارتباط الذاتي تعطى ب ρ_k هي الدالة التي تقيس ارتباط السلسلة مع ذاتها عند فترات معينة k . و تكون صياغتها كالتالي :

$$\rho_k = \frac{\text{COV}(y_t, y_{t-k})}{\sigma_{y_t} \sigma_{y_{t-k}}} = \frac{\sum_{t=k+1}^n (y_t - \bar{y})(y_{t-k} - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{t=k+1}^n (y_t - \bar{y})^2} \sqrt{\sum_{t=k+1}^n (y_{t-k} - \bar{y})^2}}$$

حيث : n حجم العينة ، k طول الفجوة الزمنية

نظرا لصعوبة حساب الارتباط الذاتي لكل فترات السلسلة يفضل الاعتماد على الارتباط الذاتي لعينة من السلسلة كالتالي:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (y_t - \bar{y})(y_{t-k} - \bar{y})}{\sum_{t=1}^n (y_t - \bar{y})^2}$$

دالة الارتباط الذاتي الجزئي هي دالة ارتباط السلسلة مع أحد الفترات أي بين y_t و y_{t+k} بحيث يظهر تأثير الفجوة k في السلسلة.

دالة الارتباط الذاتي هي التي تبين خصائص النموذج الخطي للسلسلة، و نمذجتها تعتمد على دالة الارتباط الذاتي الجزئي لتحديد الحركة الخطية للبيانات.

عند دراسة دالة الارتباط الذاتي للسلسلة الزمنية، يجب معرفة إن كانت قيم ρ_k عند مختلف حدودها لا تختلف معنويا عن الصفر. فإذا كانت جميعها معدومة معنويا نستنتج أن دالة الارتباط الذاتي لا تتأثر باتجاه عام و لا بعوامل موسمية.

بذلك تكون صياغة اختبار معامل الارتباط الذاتي كالتالي :

$$\begin{cases} H_0: \rho_k = 0 \\ H_1: \rho_k \neq 0 \end{cases}$$

نقوم بحساب الإحصائية t^* لستودنت كما يلي:

$$t^* = \frac{|\rho_k|}{\sqrt{\frac{1 - \rho_k^2}{n - 2}}}$$

نقوم بمقارنة قيمة ستودنت المحسوبة بقيمة ستودنت النظرية عند مستوى α و عند درجة حرية $n-2$ التي تستخرج من جدول ستودنت، فإذا كان $t^* < t_{n-2}^{\frac{\alpha}{2}}$ نقوم برفض الفرضية H_0 أي أن معامل الارتباط الذاتي يختلف معنويا عن الصفر.

إذا كان حجم العينة معتبر ($30 < n$) يمكن تقريب توزيع ρ_k إلى التوزيع الطبيعي بمتوسط حسابي يساوي الصفر و انحراف معياري $\frac{1}{\sqrt{n}}$. فيكون مجال الثقة كالتالي :

$$\rho_k \sim N\left(0; \frac{1}{\sqrt{n}}\right)$$

$$\rho_k = 0 \pm t^2 \frac{1}{\sqrt{n}}$$

إذا كانت القيمة المحسوبة داخل مجال الثقة، فنقول أنها لا تختلف معنويًا عن الصفر أي نقبل الفرضية H_0 . نشير أنه عموماً يكون $\alpha = 0.05$ فيكون $t^2 = 1.96$.

2-1-1 اختبارات التشويش الأبيض :

للتأكد من أن الأخطاء مستقلة عن بعضها و تشكل تشويشاً أيضاً نقوم باختبار *Box-Pierce* أو *Ljung-Box* التي تعرف أيضاً باختبارات *Portemanteau*، ثم نتحقق من أنها تخضع للتوزيع الطبيعي بالاعتماد على اختبار *Jarque bera*.

• إختبارات *Portemanteau*:

يسمح اختبار *Box-Pierce* (1970) بتحديد إن كانت المتغيرات مستقلة فيما بينها، و يعني التشويش الأبيض أن جميع قيم ρ_k متساوية معنوياً و تساوي الصفر، بحيث تصاغ فرضيات الاختبار كالتالي:

$$\begin{cases} H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_h = 0 \\ H_1: \rho_i \neq 0 \text{ يوجد على الأقل} \end{cases}$$

يعتمد الاختبار على الإحصائية Q لـ *Box-Pierce* التي تعطى ب:

$$Q = n \sum_{k=1}^h \hat{\rho}_k^2$$

h : عدد التأخرات، n : عدد المشاهدات

الإحصائية Q تتبع توزيع كاي تربيع χ^2 (*Chi-deux*) ب h درجة الحرية، بذلك يتم مقارنتها بالقيمة النظرية لـ χ^2 من الجدول عند مستوى $1 - \alpha$ و h درجة حرية. إذا كان $Q < \chi^2_{1-\alpha}(h)$ نرفض فرضية وجود تشويش أبيض.

بنفس الطريقة يمكن القيام بالاختبار بالاعتماد على إحصائية *Ljung-Box* (1978) التي تتبع نفس التوزيع χ^2 التي يتم حسابها كالتالي:

$$Q' = n(n + 2) \sum_{k=1}^h \frac{\hat{P}_k^2}{n - k}$$

• اختبار Jarque bera :

يستخدم اختبار اختبار *Jarque bera* للتحقق من أن الأخطاء تتبع توزيعا طبيعيا ، و هو يعتمد على معاملان هما معامل الالتواء $\beta_1^{\frac{1}{2}}$ (*Sheweness*) و معامل التفلطح β_2 (*Kurtosis*) ، بحيث:

$$\mu_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^k$$

$$\beta_1^{\frac{1}{2}} = \frac{\mu_3}{\mu_2^{3/2}}$$

$$\beta_2 = \frac{\mu_4}{\mu_2^2}$$

يعتمد هذا الاختبار على الإحصائية *s* التي تتبع قانون χ^2 عند مستوى $1 - \alpha$ و 2 درجة حرية.

$$s = \frac{n}{6} \beta_1 + \frac{n}{24} (\beta_2 - 3)^2$$

إذن إذا كان $s < \chi_{1-\alpha}^2(2)$ نرفض الفرضية H_0 أي أن الأخطاء لا تتبع القانون الطبيعي.

3-1-1 منحنى دالة الارتباط *colerrogramme*:

عموما اختبارات الاستقرار تتم عن طريق رسم بياني، يتمثل في منحنى الارتباط الذاتي *Colerrogramme* حيث يعرض تحليل دالتي الارتباط الذاتي، الارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة و الإحصائيات اللازمة لمختلف الاختبارات. كما يظهر في الشكل (1)، إذا كانت جميع الأعمدة البيانية للرسم داخل مجال الثقة المحدد، نقول أن السلسلة الزمنية مستقرة فلا تحتوي على اتجاه عام أو عوامل موسمية.

الشكل (1): مثال عن منحنى الارتباط الذاتي *Colerrogramme*

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.023	-0.023	0.1187	0.730
		2 0.008	0.008	0.1334	0.935
		3 0.035	0.035	0.4059	0.939
		4 -0.040	-0.038	0.7625	0.943
		5 -0.024	-0.027	0.8957	0.971
		6 -0.096	-0.098	2.9818	0.811
		7 0.011	0.009	3.0085	0.884
		8 -0.048	-0.047	3.5457	0.896
		9 0.035	0.038	3.8266	0.922
		10 -0.018	-0.026	3.9039	0.952
		11 0.062	0.061	4.7971	0.941
		12 0.061	0.049	5.6712	0.932
		13 0.122	0.132	9.2099	0.757
		14 -0.126	-0.139	12.965	0.529
		15 0.006	0.010	12.972	0.604
		16 0.075	0.067	14.330	0.574
		17 -0.085	-0.045	16.087	0.518
		18 -0.018	-0.025	16.166	0.581
		19 -0.020	0.001	16.261	0.640
		20 0.018	0.000	16.337	0.695

المصدر: من إعداد الباحث

2-1 اختبارات جذر الوحدة: (Bourbonnais, 2011)

اختبارات جذر الوحدة هي الاختبارات التي يتم الاعتماد عليها للكشف عن عدم الاستقرار و تحليلها. بذلك تتم معرفة نوع السلسلة الغير مستقرة قصد معالجتها، حيث نميز نوعين : TS (trend stationary) و DS (differency stationary).

1-2-1 السلسلة الزمنية من النوع TS :

إن هذه السلسلة تتميز بعدم استقرار تحديدي و تصاغ كما يلي:

$$x_t = f_t + \varepsilon_t$$

$$x_t = a_0 + a_1 t + \varepsilon_t$$

خصائصها الإحصائية كالتالي:

$$E(x_t) = a_0 + a_1 t + E(\varepsilon_t) = a_0 + a_1 t$$

$$var(x_t) = 0 + var(\varepsilon_t) = \sigma_\varepsilon^2$$

$$cov(x_t, x_{t'}) = 0$$

يرجع سبب عدم استقرار هذا النوع إلى كون التوقع الرياضي $E(x_t)$ غير مستقل عن الزمن.

2-2-1 السلسلة الزمنية من النوع DS :

إن هذه السلسلة تتميز بعدم استقرار عشوائي بحيث تصاغ كالتالي :

$$(1 - D)x_t = \beta + \varepsilon_t \Leftrightarrow x_t = x_{t-1} + \beta + \varepsilon_t$$

إذا كان الثابت معدوم ($\beta = 0$):

$$x_t = x_{t-1} + \varepsilon_t \Leftrightarrow x_t = x_0 + \sum_{i=1}^t \varepsilon_i$$

بحيث:

$$\begin{aligned} E(x_t) &= x_t \\ \text{var}(x_t) &= t\sigma_\varepsilon^2 \\ \text{cov}(x_t, x_{t'}) &= \sigma_\varepsilon^2 \times \min(t, t') \end{aligned}$$

هذه السلسلة غير مستقرة لأن التباين مرتبط بالزمن.

إذا كان الثابت غير معدوم ($\beta \neq 0$):

$$x_t = x_{t-1} + \beta + \varepsilon_t \Leftrightarrow x_t = x_0 + \beta t + \sum_{i=1}^t \varepsilon_i$$

حيث:

$$\begin{aligned} E(x_t) &= x_t + \beta t \\ \text{var}(x_t) &= t\sigma_\varepsilon^2 \\ \text{cov}(x_t, x_{t'}) &= \sigma_\varepsilon^2 \times \min(t, t') \end{aligned}$$

هذه السلسلة غير مستقرة لأن كل من التوقع و التباين مرتبطان بالزمن.

3-2-1 اختبار Dikey-Fuler :

يسمح اختبار DF (Dikey & Fuller, 1979) بكشف عدم استقرار السلسلة الزمنية و تحديد نوعه من خلال تحديد الاتجاه العام سواء كان تحديدي أو عشوائي. يعتمد هذا الاختبار على ثلاث نماذج:

النموذج 1: نموذج ارتباط ذاتي برتبة 1

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + \varepsilon_t$$

النموذج 2: نموذج ارتباط ذاتي مع وجود ثابت

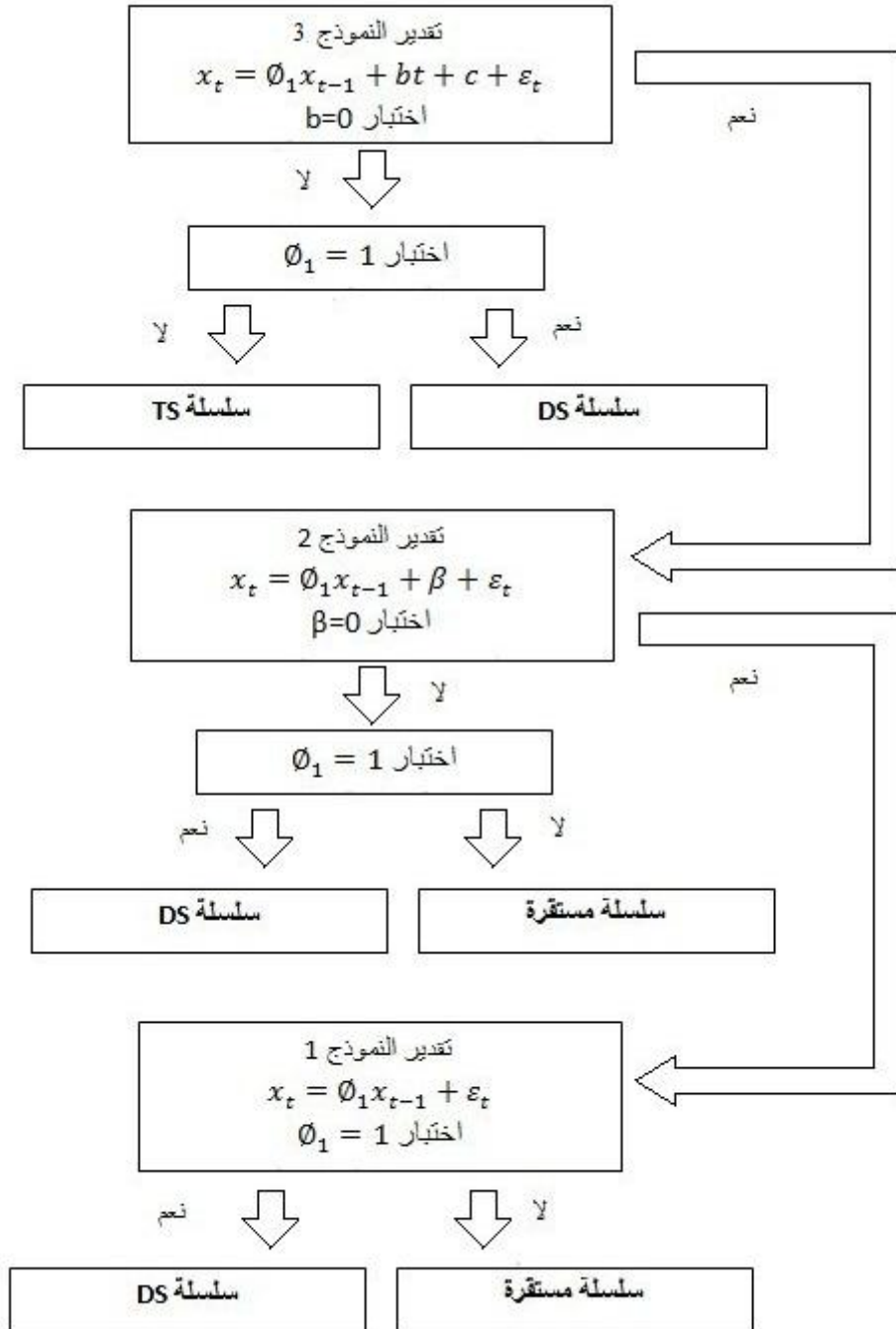
$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + \beta + \varepsilon_t$$

النموذج 3: نموذج ارتباط ذاتي مع وجود اتجاه عام

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + bt + c + \varepsilon_t$$

بعد تقدير معاملات هذه النماذج بطريقة المربعات الصغرى، يمر الاختبار عبر مراحل كما هو موضح في الشكل، يتم اختبار معاملات النماذج بحساب إحصائية ستودنت لكل معامل و مقارنتها بالقيمة النظرية التي يتم استخراجها من جدول *Dikey-Fuler* الخاص بهذا الاختبار.

الشكل (2): مراحل اختبارات جذر الوحدة



المصدر: Bourbonnais, 2011

- يتم أولاً اختبار معنوية انعدام معامل الاتجاه العام للنموذج 3، في حالة لم يكن معدوماً نختبر وجود جذر وحدة ($\phi_1 = 1$). فإذا وجد نستنتج أن نوع السلسلة DS و إذا لم يوجد يكون TS.
- في حالة انعدام b نمر إلى اختبار معنوية المعامل انعدام الثابت β ، إذا لم يكن معدوماً و وجد جذر وحدة فالسلسلة من النوع DS و إذا لم يوجد نستنتج أنها مستقرة.
- في حالة انعدام β نمر إلى اختبار وجود جذر وحدة للنموذج 1، فإن وجد نقول أن السلسلة من النوع DS و إذا لم يوجد نستنتج أنها مستقرة.

جذر الوحدة يعني أن المعامل ϕ_1 يساوي 1 معنوياً، إذا كان $t_{\hat{\phi}_1} = \frac{\hat{\phi}_1}{\sigma_{\hat{\phi}_1}} \geq t$ نقبل الفرضية H_0 أي أنه يوجد جذر الوحدة و السلسلة الزمنية غير مستقرة.

4-2-1 اختبار Augmented Dikey-Fuler

يستعمل اختبار ADF (1981) لمعالجة الارتباط الذاتي بين الأخطاء العشوائية، يتبع نفس مبادئ مراحل عمل اختبار DF العادي إلا أنه يعتمد على النماذج التالية:

النموذج 4:

$$\Delta x_t = \rho x_{t-1} - \sum_{j=2}^p \phi_j \Delta x_{t-j+1} + \varepsilon_t$$

النموذج 5:

$$\Delta x_t = \rho x_{t-1} - \sum_{j=2}^p \phi_j \Delta x_{t-j+1} + c + \varepsilon_t$$

النموذج 6:

$$\Delta x_t = \rho x_{t-1} - \sum_{j=2}^p \phi_j \Delta x_{t-j+1} + c + bt + \varepsilon_t$$

5-2-1 اختبار Philips-Perron

اختبار Philips-Perron (1988) يأخذ بعين الاعتبار مشكلة ثبات تباين حد الأخطاء، يتم هذا الاختبار عبر المرور بأربع مراحل كالآتي :

(1) تقدير النماذج الثلاث لـ *Dikey Fuller* باستعمال طريقة المربعات الصغرى و حساب الإحصائيات الخاصة بمعاملاتها .

(2) تقدير التباين في المدى القصير:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2$$

(3) تقدير عامل التصحيح s_t^2 :

$$s_t^2 = \hat{\sigma}^2 + 2 \sum_{i=1}^l \left(1 - \frac{i}{l+1}\right) \frac{1}{n} \sum_{t=i+1}^n e_t e_{t-i}$$

$$l \approx 4(n/100)^{2/9}$$

(4) حساب إحصائية *Philips-Perron*:

$$t_{\hat{\phi}_1}^* = \sqrt{k} \times \frac{(\hat{\phi}_1 - 1)}{\hat{\sigma}_{\hat{\phi}_1}} + \frac{n(k-1)\hat{\sigma}_{\hat{\phi}_1}}{\sqrt{k}}$$

$$k = \frac{\hat{\sigma}^2}{s_t^2} \text{ حيث}$$

تقارن الإحصائية المحسوبة مع القيم الموجودة في جدول *MacKinnon*.

3-1 نماذج ARIMA:

نماذج ARIMA هي فئة من العمليات العشوائية اقترحها *box* و *Jenkins* (1976) لتطوير دراسة السلاسل الزمنية، و هي تشمل نماذج الانحدار الذاتي (AR)، نماذج المتوسطات المتحركة (MA)، النماذج المختلطة (ARMA) و النماذج المتكاملة (ARIMA).

1-3-1 نموذج الانحدار الذاتي AR(p):

استخدمت نماذج الانحدار الذاتي لأول مرة من طرف *Yule* 1926، يتم من خلال AR ذو الرتبة p تفسير قيمة المتغير (y_t) بالاعتماد على الفترات السابقة التي يكون عددها p ، تكون صياغتها كالتالي:

$$AR(1) : y_t = \theta_1 y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$AR(2) : y_t = \theta_1 y_{t-1} + \theta_2 y_{t-2} + \varepsilon_t$$

$$AR(p) : y_t = \theta_1 y_{t-1} + \theta_2 y_{t-2} + \dots + \theta_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

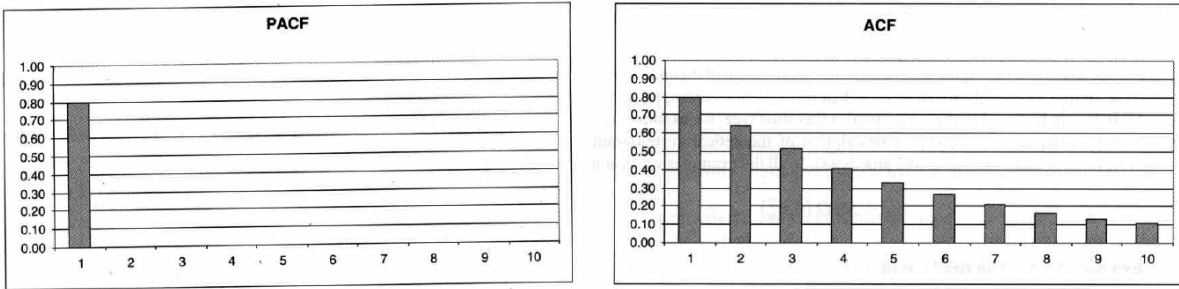
دالة الارتباط الذاتي تكون كالآتي:

$$\rho_k = \rho^k$$

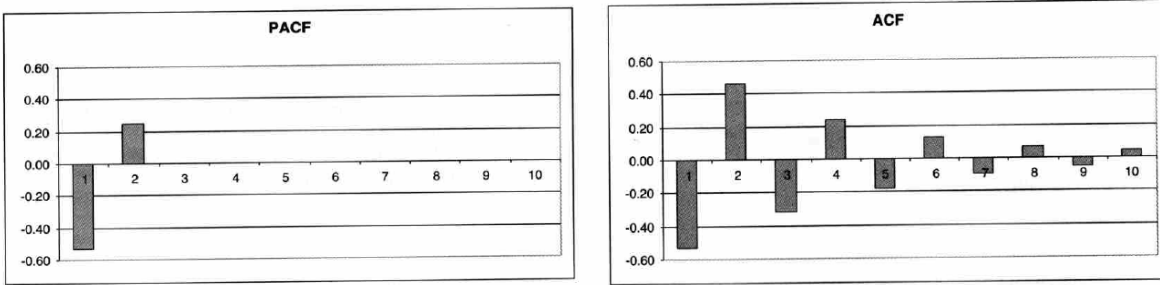
بذلك يكون شكل منحنى الارتباط الذاتي متناقصا هندسيا إما تناقصا أسيا (معاملات موجبة) أو تناقصا جييا (وجود معامل سالب)، أما منحنى الارتباط الذاتي الجزئي فتكون الأعمدة p الأولى مختلفة معنويا عن 0.

الشكل (3): أمثلة عن منحنى الارتباط الذاتي لنموذج AR

نموذج AR(1) (تناقص أسّي)



نموذج AR(2) (تناقص جيبي)



المصدر: Vogelvang, 2005

1-3-2 نموذج المتوسطات المتحركة MA(q) :

استخدمت نماذج المتوسطات المتحركة لأول مرة من طرف *Slustsky* 1927 و *Wold* 1938، يقوم نموذج MA ذو الرتبة q بتفسير قيمة المتغير (y_t) بالاعتماد على قيم الأخطاء العشوائية السابقة التي يكون عددها q ، تكون صياغتها كما يلي :

$$MA(1) : y_t = \varepsilon_t - \alpha_1 \varepsilon_{t-1}$$

$$MA(2) : y_t = \varepsilon_t - \alpha_1 \varepsilon_{t-1} - \alpha_2 \varepsilon_{t-2}$$

$$MA(q) : y_t = \varepsilon_t - \alpha_1 \varepsilon_{t-1} - \alpha_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \alpha_q \varepsilon_{t-q}$$

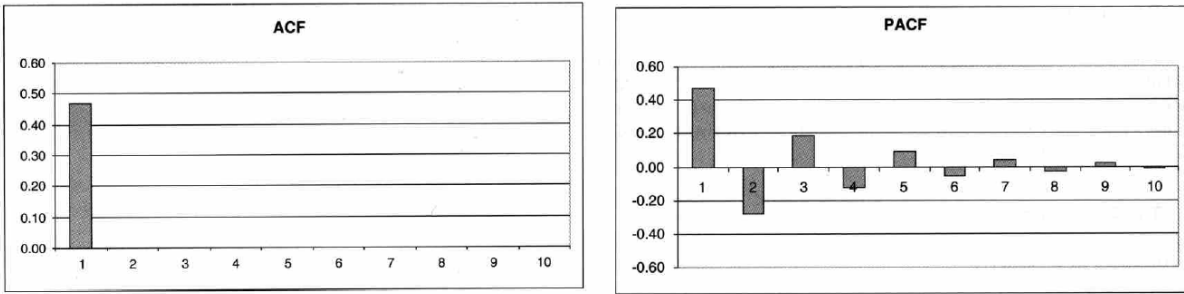
دالة الارتباط الذاتي تكون كالآتي :

$$\rho_k = \frac{\sum_{i=0}^{i=q-k} \alpha_i \alpha_{i+k}}{\sum_{i=0}^{i=q} \alpha_i^2}$$

بذلك تكون الأعمدة q الأولى مختلفة معنويا عن 0 في منحنى الارتباط الذاتي ، أما منحنى الارتباط الذاتي الجزئي فيكون متناقصا هندسيا إما تناقصا أسيا أو تناقصا دوريا.

الشكل (4): أمثلة عن منحنى الارتباط الذاتي لنموذج MA

نموذج MA(1)



المصدر: Vogelvang, 2005

3-3-1 نماذج المختلطة ARMA(p,q)

النماذج المختلطة هي جمع بين كل من نماذج الانحدار الذاتي و نماذج المتوسطات المتحركة في الرتبين p و q ، يكتب هذا النموذج على الشكل التالي :

$$y_t = \theta_1 y_{t-1} + \theta_2 y_{t-2} + \dots + \theta_p y_{t-p} + \varepsilon_t - \alpha_1 \varepsilon_{t-1} - \alpha_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \alpha_q \varepsilon_{t-q}$$

في حالة وجود ثابت نضيف المعامل التالي :

$$\mu = E(y_t) \times (1 - \theta_1 - \theta_2 - \dots - \theta_p)$$

يكون منحنى الارتباط الذاتي متناقصا هندسيا بعد $p - q$ و منحنى الارتباط الذاتي الجزئي متناقصا هندسيا بعد $p - q$.

4-3-1 نماذج المختلطة ARIMA(p,d,q)

هي نموذج ARMA المتكامل حيث يدخل الرتبة d للفوارق، فينشأ نموذج ARIMA(p,d,q) و هو نموذج ARMA للفارق $\Delta^d y_t$ للمتغير y_t . حيث:

$$\Delta^d y_t = y_t - y_{t-1} - y_{t-2} - \dots - y_{t-d}$$

أثبتت معظم الدراسات السابقة أن d يعطى غالباً ب 1 أو 2 على الأكثر، بذلك نموذج $ARIMA(p,1,q)$ يصاغ كما يلي:

$$y_t = y_{t-1} + \Delta y_t$$

$$\Delta y_t = \theta_1 \Delta y_{t-1} + \theta_2 \Delta y_{t-2} + \dots + \theta_p \Delta y_{t-p} + \varepsilon_t - \alpha_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \alpha_q \varepsilon_{t-q}$$

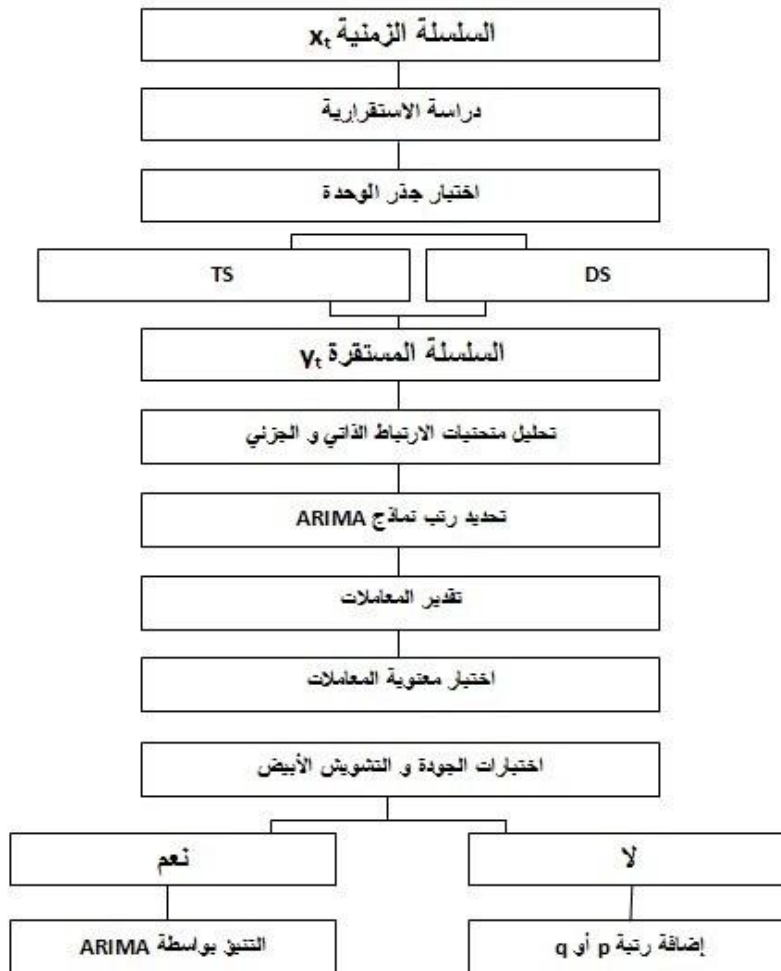
إذا كان نموذج يحتوي على ثابت c نضربه في معامل التصحيح و يضاف μ إلى النموذج، حيث:

$$\mu = c \times (1 - \theta_1 - \theta_2 - \dots - \theta_p)$$

4-1 منهجية Box-Jenkins :

منهجية *Box-Jenkins* (1976) للتنبؤ بالاعتماد على السلاسل الزمنية تمر بأربع مراحل أساسية، فتشمل عمليات تحليلية و اختبارات وصولاً إلى النموذج الأنسب للتنبؤ كما يوضح الشكل التالي:

الشكل (5): مراحل منهجية *Box-Jenkins*



المصدر: Bourbonnais; 2011

(1) التعرف على النموذج:

حيث يتم دراسة خصائص السلسلة و القيام باختبارات جذر الوحدة لمعرفة إن كانت السلسلة مستقرة أو غير مستقرة بأحد نوعيها TS أم DS. إذا كانت ال من النوع TS يتم معالجتها بالاعتماد على نموذج $ARMA(p,q)$ أما إذا كانت DS فتعالج من خلال نموذج $ARIMA(p,d,q)$.
الرتب p و q دائما ما تكون مجهولة حيث تم التطرق إلى هذه المسألة في مختلف الأدبيات و الدراسات المتعلقة بالسلاسل الزمنية، يتم تحديد رتب النماذج بصفة أساسية من خلال دراسة ذاتي الارتباط الذاتي و الارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة المستقرة (Tsay , 2002).

(2) تقدير معاملات النموذج:

بعد تحديد الرتب يتم تقدير معاملات النموذج بواسطة طرق رياضية، تقدر معاملات نماذج $AR(p)$ يكون باستعمال طريقة المربعات الصغرى، أما تقدير معاملات نماذج $MA(q)$ فيكون معقدا كونه غير خطي فيستلزم الاعتماد على طرق تقديرية خاصة مثل تعظيم الأرجحية (Likelihood).

(3) اختبار جودة النموذج:

حيث يجب أن تكون جميع المعاملات المقدرة للنماذج مختلفة معنويا عن الصفر، ثم إجراء اختبارات التشويش الأبيض للبقايا و كذلك اختبار جودة النموذج بالاعتماد على المعايير $Akaike (AIC)$ (1973) و $Schwartz (SC)$ (1978)، حيث يجب استهداف أدنى قيمة:

$$AIC = \ln \hat{\sigma}_{\epsilon t}^2 + \frac{2(p+q)}{n}$$

$$SC = n \ln \hat{\sigma}_{\epsilon t}^2 + \frac{(p+q) \ln n}{n}$$

بعد اختبار عدة نماذج $ARIMA$ بمختلف الرتب، يتم التوقف و اختيار النموذج الأنسب من حيث الجودة.

(4) القيام بالتنبؤ:

بعد الحصول على النموذج الأنسب و بالاعتماد على قيم الملاحظات السابقة للسلسلة الزمنية، نقوم بعملية التنبؤ بالقيم المستقبلية للمتغير المدروس.

2- نماذج ARCH و مشتقاتها:

يعتمد بناء نماذج ARCH و مشتقاتها أولاً على إيجاد نموذج قياسي للتنبؤ ARIMA ثم اختبار وجود أثر ARCH، بعد ذلك يتم تحديد الرتب و تقدير معاملات النموذج، ثم أخيراً اختبار جودة النموذج و مقارنته بباقي النماذج المحتملة. تتكرر العملية إلى حين الحصول على النموذج الأفضل قدرة على التنبؤ.

2-1 صياغة نماذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس الأخطاء:

يعتبر نموذج ARCH أول نموذج شمل مفاهيم نظرية لدراسة التطاير في الأسواق المالية، ثم تبنته دراسات مختلفة قصد تطويره فنتج عنها نماذج مشتقة أهمها GARCH و IGARCH.

2-1-1 نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس الأخطاء ARCH :

Engle سنة 1982 كان أول من اقترح نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس الأخطاء ARCH (*autoregressive conditional heteroscedasticity*) لتفسير عدم ثبات تباين أخطاء التنبؤ من خلال السلاسل الزمنية، و هو نموذج انحدار يفسر التطاير بمربع الأخطاء الماضية. و يصاغ كالتالي:

$$ARCH(1): \sigma^2 = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1}^2$$

$$ARCH(p): \sigma^2 = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + a_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + a_p \varepsilon_{t-p}^2$$

هذا يشكل تسلسل متغيرات عشوائية تتبع التوزيع الطبيعي بمتوسط 0 و تباين 1. ويشترط:

$$a_0 > 0 ; (a_i = a_1; a_2; \dots; a_p) \geq 0$$

أي أن كل المعاملات موجبة و هذا لضمان أن يكون التباين المشروط موجب و منتهي (محدود).

التباين المشروط يتميز بالتقلب الزمني حيث يرتبط بقيم الأخطاء السابقة ε_t^2 ، نموذج ARCH(1) يعتمد على أحدث قيمة سابقة للأخطاء، بينما يمكن أن يتطلب تفسير التطاير استغلال أكبر عدد ممكن p من القيم السابقة للأخطاء.

2-1-2 نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس الأخطاء المعمم GARCH :

باعتبار نموذج ARCH نموذجاً بسيطاً، دراسة التطاير تتطلب مزيداً من المعاملات و المفسرات، بذلك قام Bollerslev في 1986 بتوسيعه و تقديم نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس الأخطاء المعمم GARCH (Generalized ARCH) الذي يشمل تعدد الفجوات q في التباين المشروط، يكتب كما يلي:

$$GARCH(1,1): \sigma^2 = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$

$$GARCH(p, q): \sigma^2 = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + a_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + a_p \varepsilon_{t-p}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-2}^2 + \dots + \beta_q \sigma_{t-q}^2$$

نجد هنا أيضاً تسلسل متغيرات عشوائية تتبع التوزيع الطبيعي بمتوسط 0 و تباين 1. حيث يشترط:

$$a_0 > 0 ; (a_i = a_1; a_2; \dots; a_p) \geq 0$$

$$(\beta_j = \beta_1; \beta_2; \dots; \beta_q) \geq 0$$

$$\left(\sum_{i=1}^p a_i + \sum_{j=1}^q \beta_j \right) > 1$$

هذه القيود تعني أن التباين الغير مشروط ل ε_t^2 منتهي بينما تباينها المشروط يتطور مع الزمن.

3-1-2 نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس الأخطاء المعمم المتكامل

:IGARCH

نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس الأخطاء المعمم المتكامل IGARCH (Integrated GARCH) هو نموذج مشابه ل ARIMA في وجود جذر وحدة من حيث المبدأ و الصياغة (Vogelvang, 2005):

$$\Delta \sigma_t^2 = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - a_p \varepsilon_{t-p} + \beta_1 \Delta \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_q \Delta \sigma_{t-q}^2$$

2-2 اختبارات ARCH: (Xekalaki & Degiannakis, 2010)

يتم الكشف عن أثر ARCH عن طريق اختبارات خاصة منها اختبارات Portemanteau التي تطرقنا إليها سابقاً لمعرفة إن كانت الأخطاء مستقلة عن بعضها، إضافة إلى اختبار مضاعف Lagrange وغيره.

2-2-1 اختبار مضاعف Lagrange :

مضاعف LM $lagrange$ (Lagrange Multiplier) يختبر صحة فرضية العدم أي أنه لا يوجد أثر ARCH في أخطاء نموذج التنبؤ. يرتكز الاختبار على الحدار مربع الأخطاء مع ثابت a_0 و الأخطاء السابقة في فجوة زمنية حجمها k .

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = a_0 + a_1 \hat{\varepsilon}_{t-1}^2 + a_2 \hat{\varepsilon}_{t-2}^2 + \dots + a_k \hat{\varepsilon}_{t-k}^2$$

Engle اقترح العمل بمربع الأخطاء في 1982 لكن يفضل العمل بمربع الأخطاء الموحد كالتالي:

$$\frac{\hat{\varepsilon}_t^2}{\hat{\sigma}_t^2} = a_0 + a_1 \frac{\hat{\varepsilon}_{t-1}^2}{\hat{\sigma}_{t-1}^2} + a_2 \frac{\hat{\varepsilon}_{t-2}^2}{\hat{\sigma}_{t-2}^2} + \dots + a_k \frac{\hat{\varepsilon}_{t-k}^2}{\hat{\sigma}_{t-k}^2}$$

$$\begin{cases} H_0: a_1 = a_2 = \dots = a_k = 0 \\ H_1: a_k \neq 0 \text{ يوجد على الأقل} \end{cases}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^n \hat{\varepsilon}_t^2}{\sum_{k=1}^n (\hat{\varepsilon}_t^2 - \bar{\varepsilon}_t^2)^2}$$

بعد تقدير النموذج نأخذ معامل التحديد R^2 و عدد الملاحظات n ، نقارن قيمة nR^2 بقيمة χ^2 النظرية عند k درجة حرية، إذا كان $\chi^2(k) < nR^2$ نرفض الفرضية H_0 و نستنتج أنه يوجد أثر ARCH.

و يمكن استخدام اختبار Fisher حيث يتم حساب إحصائية معامل التحديد \mathcal{F}^* و مقارنتها بالقيمة النظرية عند درجتى حرية k و $n-k-1$ ، إذا كان $\mathcal{F}^* < \mathcal{F}_{(k;n-k-1)}$ نرفض فرضية العدم.

$$\mathcal{F}^* = \frac{R^2/k}{(1-R^2)/(n-k-1)} \sim \mathcal{F}_{(k;n-k-1)}$$

2-2-2 اختبار Durbin-Watson :

إحصائية DW في 1950 كانت أول ما أنجز لاختبار الارتباط الذاتي باستعمال أخطاء المربعات الصغرى.

$$\begin{cases} H_0: \rho = 0 \\ H_1: \rho > 0 \end{cases}$$

$$DW^* = \frac{\sum_{t=2}^n (\varepsilon_t - \varepsilon_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2}$$

تقارن DW^* بالقيمة النظرية ل DW التي تستخرج من جدول خاص معلماتها هي n و k عدد المتغيرات. إذا كانت $DW_{(n,k)} > DW^*$ نرفض فرضية العدم.

يعاب على اختبار DW أنه غير حاسم بما فيه الكفاية عندما يكون n صغيرا لذلك يفضل استخدام LM و $.Portemanteau$.

2-2-3 اختبار White:

هو اختبار وجود تجانس الأخطاء:

$$\begin{cases} H_0: \text{يوجد تجانس الأخطاء} \\ H_1: \text{لا يوجد تجانس الأخطاء} \end{cases}$$

يجرى الاختبار بنفس مبدأ LM لكن تحسب الإحصائية nR^2 بناء على انحدار إضافي حيث SSE مفسرة بثابت و المتغيرات الأخرى للمتوسط المشروط. حيث:

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = a_0 + a_1 x_{1t} + b_1 x_{1t}^2 + \dots + a_k x_{kt} + b_k x_{kt}^2$$

2-3 تقدير النماذج:

تعظيم دالة الأرجحية LL (\log -likelihood Function) هو الهدف الرئيسي في التقدير الأمثل لهذه النماذج، و تكتب كما يلي:

$$LL = -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{t=0}^n \ln \sigma_t^2 - \frac{1}{2} \sum_{t=0}^n \ln \frac{\varepsilon_t^2}{\sigma_t^2}$$

بين كل من $Bollerslev$ و $Wooldridge$ في 1992 أن دالة الأرجحية تعطي تقدير أفضل ملائمة عندما تكون كثافتها موزعة توزيعا طبيعيا، و اقترحا ما يعرف بالتعظيم الأقصى للأرجحية $Quasi$ -MLL.

$$l_t = \ln \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}_t^2}} \right) e^{-0,5 \frac{\varepsilon_t^2}{\hat{\sigma}_t^2}}$$

من أجل تقدير أكثر دقة يمكن استخدام منهجية تكرارية تعتمد على طريقة المربعات الصغرى العادية أو المعممة إن أمكن، وهي كالتالي (Harris, 2003):

- 1) تقدير معاملات نموذج التنبؤ و الحصول على البواقي.
- 2) تقدير معاملات نموذج التباين المشروط بالاعتماد على البواقي، حيث يجب أن تكون كلها موجبة.
- 3) بالاعتماد على القيم المتحصل عليها يمكن الحصول على تقدير جديد لنموذج التنبؤ، فنحصل على قيم جديدة للبواقي
- 4) تكرار الخطوة 2 و 3 حتى الحصول للنموذج الأنسب.

تقدير معاملات نماذج ARCH و GARCH بطريقة المربعات الصغرى دائما ما يكون معقدا لأنها نماذج غير خطية، فالتقريب الحسابية لا تعطي حلا دقيقا ، لذلك يفضل الاعتماد على طرق أكثر فعالية لتعظيم الأرجحية إلى أقصى حد ممكن، حيث صار الباحثون في الاقتصاد القياسي مؤخرا يفضلون استخدام خوارزميات الأمثلة التي تعتمد على برامج الكمبيوتر.

2-4 معايير التقييم و المقارنة بين النماذج: (Xekalaki & Degiannakis, 2010)

تقييم التنبؤات الاقتصادية دائما ما كان له أهمية بالغة، بذلك يتم تقييم جودة النموذج من حيث الملاحظات من خلال نفس المعايير المعتمدة في منهجية *Box-Jenkins* المذكورة سابقا و هي معايير: AIC ، SC. أو من حيث الخصائص الإحصائية من خلال المعايير التالية التي تعرف أيضا بمصطلح دوال الخسارة، كما يمكن المقارنة بين جودة النماذج بناء على اختبارات إحصائية معينة مثل DM ، MGN ، SPA ، و SPEC.

2-4-1 معايير الجودة:

$$AIC = \frac{-2}{n} LL + \frac{2}{n} (p + q)$$

$$SC = \frac{-2}{n} LL + \frac{(p + q)}{n} \ln n$$

حيث تشير أدنى قيمة إلى أفضل جودة.

2-4-2 دوال الخسارة:

- مجموع مربع الأخطاء:

$$SSE: \Psi_t = \sum_{t=1}^n (\hat{\sigma}_t^2 - \sigma_t^2)^2$$

- مجموع القيمة المطلقة للأخطاء:

$$SAE: \Psi_t = \sum_{t=1}^n |\hat{\sigma}_t^2 - \sigma_t^2|$$

- مجموع مربع الأخطاء الغير متجانسة و المعدلة:

$$SHASE: \Psi_t = \sum_{t=1}^n \left(1 - \frac{\sigma_t^2}{\hat{\sigma}_t^2}\right)^2$$

- مجموع مطلق الأخطاء الغير متجانسة و المعدلة:

$$SHA AE: \Psi_t = \sum_{t=1}^n \left|1 - \frac{\sigma_t^2}{\hat{\sigma}_t^2}\right|$$

- مجموع الأخطاء اللوغاريتمية:

$$SLE: \Psi_t = \sum_{t=1}^n \log \frac{\sigma_t^2}{\hat{\sigma}_t^2}$$

- مجموع دالة الخسارة للأرجحية الطبيعية:

$$GLLF: \Psi_t = \sum_{t=1}^n \log \hat{\sigma}_t^2 + \frac{\sigma_t^2}{\hat{\sigma}_t^2}$$

حيث تشير أدنى قيمة إلى أفضل جودة.

كما يمكن المقارنة بين جودة النماذج بناء على الاختبارات الإحصائية التالية:

2-4-3 اختبار Diebold–Mariano

إقترح *Diebold* و *Mariano* سنة 1995 طريقة موحدة لاختبار تفاوت دقة التنبؤ بين نموذجين، حيث تأخذ بعين الاعتبار معايير التقييم الإحصائية لنموذجين A و B و نختبر معنوية الفرق بينهما.

نأخذ $\Psi_{t(A,B)} = \Psi_{tA} - \Psi_{tB}$ و يمكن الاعتماد على أي دالة خسارة، فرضية العدم تعني أن النموذجين متكافئان من حيث القدرة على التنبؤ.

$$\begin{cases} H_0: \Psi_{t(A,B)} = 0 \\ H_1: \Psi_{t(A,B)} \neq 0 \end{cases}$$

$$DM_{(A,B)} = \frac{\Psi_{t(A,B)}}{\sqrt{V(\Psi_{t(A,B)})}} \sim N(0; 1)$$

يعتمد هذا الاختبار على إحصائية DM فيتم مقارنتها بقيمة t من الجدول، إذا كانت $D_{(A,B)} < t$ نرفض الفرضية H_0 و نقول أن النموذجين فعلا متفاوتان من حيث دقة التنبؤ.

4-4-2 اختبار Harvey-Leybourne-Newbold :

اقترح *Harvey* و الآخرون في 1999 تعديل اختبار DM قصد الحد من النقص المتعلق بالاحتمال الكبير لرفض فرضية العدم عندما يكون عدد الملاحظات صغيرا. فقاموا بإدماج معامل تقريبي لتباين الفرق، حيث تحسب إحصائية هذا الاختبار كالتالي:

$$mDM_{(A,B)} = DM_{(A,B)} \sqrt{n - 1 - 2k + n^{-1}k(k - 1)n^{-1}}$$

5-4-2 اختبار Morgan-Granger-Newbold :

قام كل من *Newbold* و *Granger* في 1977 بتوسيع فكرة *Morgan* (1940) و قدما اختبار MGN الذي يختبر فرضية الارتباط الذاتي بين $(SSE_A - SSE_B)$ و $(SSE_A + SSE_B)$. تحسب إحصائية الاختبار كما يلي:

$$MGN_{(A,B)} = \frac{r}{\sqrt{\frac{1 - r^2}{n - 1}}}$$

$$r = \frac{\sum_{t=1}^n (\hat{\sigma}_{t+1(A)}^2 - \hat{\sigma}_{t+1(A)}) (\hat{\sigma}_{t+1(A)}^2 + \hat{\sigma}_{t+1(B)}^2 - 2\sigma_{t+1}^2)}{\sqrt{\sum_{t=1}^n (\hat{\sigma}_{t+1(A)}^2 - \hat{\sigma}_{t+1(B)}^2)^2 \sum_{t=1}^n (\hat{\sigma}_{t+1(A)}^2 + \hat{\sigma}_{t+1(B)}^2 - 2\sigma_{t+1}^2)^2}}$$

تقارن مع t النظرية عند درجة حرية $n-1$.

2-4-6 اختبار تفوق قدرة التنبؤ:

اقترح Hansen في 2005 اختبار تفوق قدرة التنبؤ *SPA* (*Superior Predictive Ability*) للمقارنة بين أداء نموذجين أو أكثر، DM يقيم التنبؤات بالاعتماد على دالة خسارة، حيث أن أقل قيمة تعني أفضل جودة أداء، بينما SPA يقارن أداء نموذج مؤشر بالنسبة لنماذج أخرى منافسة. و هو يعتبر أكثر فعالية و أقل حساسية.

لتكن Ψ_i قيمة دالة خسارة لنموذج i عند زمن t . فرضية العدم تعني أن النموذج المؤشر i^* (المعياري) لا يتفوق على باقي النماذج المنافسة i .

$$\Psi_{(i^*,i)} = \Psi_{i^*} - \Psi_i$$

$$i = 1 ; 2 ; \dots ; m$$

$$\begin{cases} H_0: E(\Psi_{(i^*,1)}; \Psi_{(i^*,2)}; \dots; \Psi_{(i^*,m)}) \leq 0 \\ H_1: E(\Psi_{(i^*,1)}; \Psi_{(i^*,2)}; \dots; \Psi_{(i^*,m)}) > 0 \end{cases}$$

رفض الفرضية H_0 يعني أن النموذج المؤشر لا يتفوق عن باقي النماذج المنافسة التي عددها m . إحصائية *SPA* التي تقارن مع t النظرية تحسب كما يلي:

$$SPA_{i^*} = \max_{i=1;2;\dots;m} \frac{\sqrt{m}\bar{\Psi}_{(i^*,i)}}{\sqrt{V(\sqrt{m}\bar{\Psi}_{(i^*,i)})}}$$

حيث:

$$\bar{\Psi}_{(i^*,i)} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \Psi_{(i^*,i)}$$

يوفر Hansen في موقعه الإلكتروني برنامج لاختبار *SPA* من خلال برنامج *Metrics OX*، حيث يمكن تحميل البرنامج مع دليل الاستعمال:

<http://www.stanford.edu/~prhansen/software/SPA.html>

7-4-2 المعيار الموحد لأخطاء التنبؤ:

Xekalaki و *Degiannakis* طورا سنة 2005 نموذج لطريقة اختبار مبنية على تقييم مقارن لنماذج التطاير عن طريق معيار يقيس قدرته على التنبؤ بالقيم المستقبلية للمتغير و تقلباته باستخدام أخطاء التنبؤ. حسب *SPEC* أصغر قيمة ل *SSE* الموحدة تعني أفضل قدرة على التنبؤ.

تم المقارنة من خلال اختبار تكافؤ قدرة التنبؤ لنموذجين A و B التي تقاس بمتوسط مربع الأخطاء *MSE*، فرضيات الاختبار هي كالتالي:

$$\begin{cases} H_0: MSE_A = MSE_B \\ H_1: MSE_A \neq MSE_B \end{cases}$$

للقيام بهذا الاختبار نحسب الإحصائية التالية:

$$SPEC = \frac{\sum_{t=1}^n Z_{t(B)}^2}{\sum_{t=1}^n Z_{t(A)}^2}$$

$$Z_t = \frac{(y_t - \hat{y}_t)}{\sigma_t}$$

إذا كان $SPEC > CGB\left(\frac{n}{2}, \rho, a\right)$ نرفض الفرضية H_0 .

حيث $CGB\left(\frac{n}{2}, \rho, a\right)$ هو نسبة غاما المرتبطة ذاتيا *Correlated Gamma ratio* ذات الرتبة المئوية $\rho, 100(1-a)$ هو معامل الارتباط بين $Z_{t(A)}$ و $Z_{t(B)}$. تعتبر *CGB* قيمة إحصائية نظرية قدمها *Xekalaki* و *Degiannakis* تستخرج من جدول خاص، دالة كثافة توزيعها كما يلي:

$$\int_0^Z f_{CGR}\left(x; \frac{n}{2}, \rho\right) dx = \int_0^2 \frac{(1-\rho)^{n/2}}{\Gamma(0,5)n^2/\Gamma(n)} x^{\frac{n}{2}-1} (1+x)^{-n} \left[1 - \left(\frac{2\rho}{x+1}\right)^2 x\right]^{-(n+1)/2} dx = 1 - a$$

الفصل الثاني: الخوارزميات الجينية

الطرق التي تحاكي الطبيعية مثل: الخوارزميات الجينية، الشبكات العصبية، مستعمرة النمل، المنطق الضبابي، سرب الجسيمات، محاكاة الصلب (*Simulated Annealing*)... أنتجت نقاط بحث جديدة تمثل عمليات تفسر بعض الظواهر الطبيعية. هذه الطرق ترتبط بأبحاث حول الذكاء الاصطناعي مع الاعتماد على أساليب إحصائية.

تشمل دراسة طريقة الخوارزميات الجينية عدة جوانب نظرية تطرق إليها بعض الباحثين في مجال أساليب بحوث العمليات و أساليب الذكاء الاصطناعي، هناك جوانب مستوحاة من ظواهر بيولوجية متمثلة في الوراثة و التطور الطبيعي و جوانب متعلقة بتاريخ اختراع الخوارزميات الجينية و تعريفها و مختلف خصائصها. و جوانب تخص مبادئ و كيفية عملها تشمل كل من العناصر الأساسية و مختلف الخطوات و العمليات، التي يعتمد عليها تطبيق هذه الطريقة لحل مسائل دعم اتخاذ القرار.

1- تعريف الخوارزميات الجينية و خصائصها:

قوة علم الرياضيات ترتبط بالتحويلات و التطورات التكنولوجية، حيث يوجد عدة نماذج و طرق لتفسير مختلف الظواهر و حل مختلف المسائل، و تعتبر الخوارزميات الجينية مثالا عن التحويلات التكنولوجية للرياضيات.

2-1 تعريف الخوارزميات الجينية:

الحوسبة التطورية تم تقديمها في الستينيات من طرف *Rechenberg* من خلال تقديم "استراتيجيات التطور"، فيما بعد تم تطوير هذه الفكرة من طرف عدة باحثين. الخوارزميات الجينية تم اختراعها من طرف *Holland* في 1975 من جامعة *Michigan*، حيث شرح كيفية تطبيق مبادئ التطور الطبيعي لإيجاد الحل الأمثل، بعد تطوير نظرية *Holland* أصبحت الخوارزميات الجينية أداة فعالة لحل مسائل الأمثلة تعتمد على مبادئ علم الوراثة و التطور الطبيعي.

بدأ *Holland* أعماله حول الخوارزميات الجينية منذ بدايات الستينيات، و أول إنجازاته كان إصداره للكتاب "التكيف في الأنظمة الطبيعية و الاصطناعية" (*Adaptation In Natural And Artificial Systems*) الذي يحتوي عدة رؤى ملهمة و نظريات تشرح عمل الخوارزميات الجينية و أسسها و مبادئها. تم تأسيس الخوارزميات الجينية انطلاقا من اتجاهين:

- اتجاه نظري أساسه البحث عن الصيغ و التحاليل الرياضية التي تعتمد بالأساس على نظريات *Holland*.
- اتجاه تطبيقي أساسه البحث عن كيفية تطبيقها و اختبارها على مستوى الحاسوب بشكل منهجي.

أظهرت أعمال *De Jong* في 1980 الخاصة بأمثلة الوظائف قابلة استخدام الخوارزميات الجينية، و كانت أولى الجهود لتحديد معالمها التطبيقية. و تبقى أعمال *Goldberg* أحد تلامذة *Holland* الأفضل، و ذلك من خلال تطبيقه الناجح للخوارزميات الجينية حيث تمكن باستخدامها من حل مشكل معقد يخص تخطيط أنابيب الغاز في 1981، و كذلك إصداره لكتابه الممتاز "الخوارزميات الجينية في البحث، الأمثلة، تعليم الآلات" (*Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*) سنة 1989 الذي عرّف بالخوارزميات الجينية و أعطاهما أكثر شعبية.

الخوارزميات الجينية هي تقنية بحث و حل مسائل ذات منهج استدلالي عشوائي تعتمد على مبادئ الوراثة و الانتقاء الطبيعي، أسلوبها عام و واحد قابل للتطبيق على نطاق واسع من المسائل، بما فيها الأكثر تعقيدا و صعوبة بالنسبة للطرق الأخرى، حيث تسمح مع الخضوع لمجموعة من القيود و المعايير بالحصول على حلول

تقريبية للأمثلية من بين عدة حلول ممكنة ذات قيم ملاءمة متفاوتة. و ذلك من خلال تحقيق أعلى قيمة لملاءمة ممكنة سواء كانت تعظيم أو تدنية (Coley, 1999).

لقد عرّف Goldberg (1989) الخوارزميات الجينية كما يلي:

"... خوارزميات بحث تستند إلى آليات الانتقاء الطبيعي و علم الوراثة الطبيعية. إنها تجمع بين البقاء للأصلح من بين السلسلة المركبة مع تبادل عشوائي للمعلومات المركبة في الحين لتشكيل خوارزمية بحث مع بعض من الذوق الابتكاري والإبداعي للإنسان. في كل جيل، يتم إنشاء مجموعة جديدة من مخلوقات اصطناعية (سلاسل) باستخدام أجزاء و قطع من الأصلح في الجيل القديم؛ يحاول الجزء الجديد إعطاء مقاييس جيدة. فيما يخص العشوائية، الخوارزميات الجينية ليست ذات سير عشوائي بسيط. فهي تستغل بكفاءة المعلومات التاريخية للمراهنة على نقاط بحث جديدة مع توقع أداء أفضل من قبل".

الفكرة الأساسية هي أن التركيبة الوراثية لمجتمع معين يحتتمل أن تحتوي على الحل الأمثل لمسألة معينة. الحل ليس فعالا بسبب تركيب وراثي ما، بل اشتراك مجموعة من الصفات الوراثية من خلال التكاثر و الطفرات يمكن أن يقود إلى الحل.

أثر التكاثر هام جدا لأنه يسمح بجمع و مزج ميزات الأبوين مع إمكانية تجاوزهما من حيث الملاءمة، التكاثر في الخوارزميات الجينية لا يميز بين الذكر و الأنثى كما هو الحال عند الكائنات الحية، أي كل فرد يمكن أن يكون ذكر أو أنثى من عملية لأخرى. الطفرة في الطبيعة غالبا ما تعطي أنماط وراثية غير معتادة، بالرغم من ذلك هي طريقة أخرى للحصول على تركيب وراثي جديد من خلال حدوث تغيير في الأليلات. هذه مجرد مفاهيم بسيطة لفهم انتقال الصفات الوراثية لكنها كافية لفهم الجانب النظري للخوارزميات الجينية (Sivanandam & Deepa, 2008).

3-1 خصائص الخوارزميات الجينية:

مسائل الأمثلية تبدو واقعا بسيطة و طبيعة حلولها معروفة بحيث ترتبط بالإجابة على سؤال معين. مجموعة الحلول الممكنة تشكل نطاق البحث، هدف البحث هو إيجاد الحل الأنسب من بين كل الحلول الممكنة. إذا كان من الممكن إحصاء كل الحلول الممكنة، فحل المسألة لا يشكل أي صعوبة، لكن عندما يكون نطاق البحث واسعا فإحصاء الحلول الممكنة يكون صعبا و يتطلب مدة طويلة جدا. و بذلك الأمر يتطلب طريقة مميزة لإيجاد الحل الأمثل، الخوارزميات الجينية تتيح واحدة من هذه الطرق.

الخوارزميات الجينية قابلة للتطبيق على مجال واسع جدا من أنواع المسائل المتعلقة باتخاذ قرار ما و في شتى الميادين، حيث تتعامل مع كل الدوال القابلة للتقييم مهما كان تعقيدها و صعوبتها. مع ذلك الخوارزميات الجينية ليست دائما الطريقة الأفضل لحل كل المسائل، و إنما هناك حالات تتطلب استخدام طرق كمية تقليدية و بسيطة ليكون الأداء أسرع. الخوارزميات الجينية تعطي نتائج ممتازة إذا طبقت كما ينبغي على مسائل مناسبة، كما يمكنها أن تجرب كل الحلول الممكنة إذا ما استمرت لأقصى وقت. استخدام الخوارزميات الجينية من عدمه يرجع إلى خبرة و تقدير الباحث.

تتميز الخوارزميات الجينية بالخصائص التالية (Sivanandam & Deepa, 2008):

- العشوائية هي عامل أساسي في الخوارزميات الجينية، حيث أن كل من الانتقاء و التكاثر و الطفرة تتطلب إجراءات عشوائية.
- معظم الطرق الكمية تبحث عن حل واحد، أما الخوارزميات الجينية فتبحث عن مجتمع من الحلول، حيث تحتفظ بأكثر من حل و في كل تكرار يمكن التحصل على إضافات. هذا يلعب دور مهم في متانة الخوارزميات الجينية حيث يعطي فرصة للشمول و تفادي التحيز.
- لا يوجد شروط أو متطلبات خاصة تسبق استعمال الخوارزميات الجينية كما يمكن تطبيقها على أي مسألة.
- الخوارزميات الجينية لا تستخدم المشتقات و تعتمد فقط على دالة الملاءمة، ليس هناك أنواع محددة من الدوال الرياضية فدالة الملاءمة يمكن أن تكون أي دالة قابلة للتقييم، و هذا أفضل ما يميز الخوارزميات الجينية.
- الخوارزميات الجينية تتعامل مع كل من المتغيرات الكمية المستمرة و المنقطعة، كما أنها في الغالب تعمل بمتغيرات مرمزة.

و بالرغم من ذلك الخوارزميات الجينية ما تزال ميدانا جديدا تحتاج بعض جوانبها إلى توضيح أكثر، و بذلك كغيرها من الطرق تشوبها بعض العيوب و النهايات تتمثل في:

- كغيرها من الطرق الاستدلالية العشوائية الخوارزميات الجينية لا تضمن دائما الحصول على أفضل حل للمسألة، بل ترجح الحصول على حل تقريبي جيد و مقبول.
- مبدأ عمل الخوارزميات الجينية عام جدا، الأداء من حيث السرعة و الدقة يختلف و يتأثر بنوع المسألة.
- الخوارزميات الجينية تستحق الاستخدام في حال فشل جميع الوسائل المعتادة في إيجاد الحلول، أو لتعطي دعما إضافيا.
- وجود في بعض الحالات احتمال مواجهة بعض الغموض و الصعوبات في تحديد دالة الملاءمة بدقة، أو اختيار المعلومات الخاصة بعمليات الخوارزميات الجينية.

2- العناصر الأساسية للخوارزميات الجينية:

تعتمد الخوارزميات الجينية في عملية البحث عن الحل الأمثل على عناصر أساسية هي: الأفراد، المجتمع، الملاءمة و الترميز. ترتبط هذه العناصر بمحيط يتمثل في نطاق البحث، حيث بالعمل بالمبدأ الأساسي للانتقاء الطبيعي المتمثل في العبارة "البقاء للأصلح"، المعيار الأساسي في الخوارزميات الجينية هو ملاءمة أفراد المجتمع للمحيط الذي تعيش فيه.

و للربط بين المفاهيم البيولوجية للوراثة و الانتقاء الطبيعي المذكورة سابقا مع مرادفاتهما في الخوارزميات الجينية، يمثل الجدول (1) مقارنة بين مصطلحات في الوراثة و ما تمثله في الخوارزميات الجينية:

الجدول (1): مقارنة بين مصطلحات الوراثة و الخوارزميات الجينية

الخوارزميات الجينية	الوراثة
السلسلة الخاصة بالفرد (حل محتمل)	الصبغي
المتغير	المورثة
قيمة المتغير	الأليل
ترميز السلسلة	النمط الوراثي
القيمة الحقيقية	النمط الظاهري

المصدر: Sivanandam & Deepa, 2008

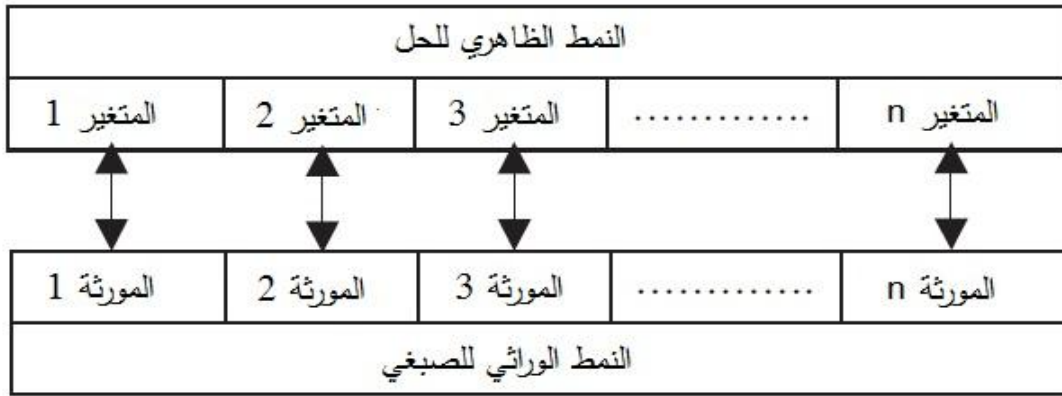
1-2 الأفراد: (Sivanandam & Deepa, 2008)

الفرد هو أحد الحلول الممكنة لحل المسألة، حيث يمثل بأحد الأشكال التالية: (الشكل 7)

- **الصبغي:** يتضمن المعلومات الوراثية الخامة التي تتعامل معها الخوارزميات الجينية.
- **النمط الظاهري:** هو القيمة الحقيقية التي يعبر عنها الصبغي.

الصبغي مقسم إلى مورثات كل مورثة تمثل أحد المتغيرات في الحل. الصبغي يجب أن يتضمن المعلومات اللازمة عن الحل الذي يمثله، بحيث كل صبغي يمثل حلا واحدا فقط و هذا لا يعني أن الحل مرمز بصبغي واحد فيمكن أحيانا أن يمثل بأكثر من صبغي. الحل يجب أن يمثل بصبغي واحد على الأقل حتى يغطي كامل نطاق البحث.

الشكل (6): تمثيل النمط الظاهري و النمط الوراثي



المصدر: Sivanandam & Deepa, 2008

المورثات أو الجينات هي التعليمات الأساسية في بناء الخوارزميات الجينية، و هي تشرح حلا ممكنا للمسألة من دون أن تكون الحل. المورثات هي التي تمثل قيم العوامل و المتغيرات المتحركة في حل المسألة، هذه المتغيرات أو العوامل تأخذ قيمة متغيرة محصورة في مجال معين. تركيب المورثة مقيد بقياسات و معالم النمط الظاهري التي تنسق بين المعلومات الوراثية و القيم الحقيقية. و يتم ذلك في من خلال الترميز الذي يسمح بتحويل الحلول إلى شكل يمكن أن تعمل به الخوارزميات الجينية، ثم تحويلها في النهاية إلى شكل يقبل التقييم.

2-2-2-2 الملاءمة:

الملاءمة لفرد ما في الخوارزميات الجينية هي قيمة دالة الهدف لنمطه الظاهري استنادا إلى نمطه الوراثي، لحساب هذه القيمة يجب أولا فك ترميز الصبغي ليتم تقييمه. الملاءمة لا تعبر عن مدى جودة الحل فقط بل تعبر أيضا عن مدى قربها من الأمثلية. دالة الملاءمة هي المقياس الأساسي لعمليات الخوارزميات الجينية و تقييم الحلول.

تلعب دالة الملاءمة دورا هاما جدا في نجاح الخوارزميات الجينية، بحيث تعمل على التوجيه نحو أفضل الحلول. أي خطأ أو نقص في سلامة دالة الملاءمة أو عدم مراعاتها المعايير الأساسية للمسألة، يؤدي إلى نتائج غير مرضية أو ناقصة، قد يكون ذلك نتيجة فشل في التمييز بين الحلول الملائمة أو غموض أو تداخل في معايير التقييم. لذا تصميم و تحديد دالة الملاءمة يجب أن يتم بدقة و عناية فائقة حتى تتيح الحصول على نتائج جيدة (Rothlauf, 2006).

كما ذكرنا سابقا، من ميزات الخوارزميات الجينية أن دالة الملاءمة لا تأخذ أشكال و صيغ رياضية معينة أو أنواع محددة من الدوال، بحيث أنها يمكن أن تتخذ أي دالة قابلة للتقييم حسب اختلاف المسألة محل الدراسة. يمكن أن تكون دالة: خطية، لاخطية، مركبة، جيبيية، دورية، لوغاريتمية، أسية أو حتى برمجية... كما يمكن أن تتضمن قيودا

و معايير خاصة، و يمكن أن يزداد تعقيدها و صعوبة تحديدها مع زيادة تعقيد المسألة أو مع نقص المعلومات الكافية.

2-3 المجتمع:

المجتمع هو مجموعة أفراد تخضع للاختبار و تكون محل عمليات الخوارزميات الجينية، حيث يدخل ضمن نطاق البحث أي يعيش في المحيط المدروس. معالم النمط الظاهري المرغوب تحدد طبيعة الأفراد و بعض المعلومات حول نطاق البحث، أهم المفاهيم الخاصة بالمجتمع هي: الجيل الابتدائي و حجم المجتمع (n).

باختلاف أنواع المسائل الممكن حلها باستعمال الخوارزميات الجينية، يرتبط حجم المجتمع بدرجة تعقيد المسألة، حيث يختلف من نوع لآخر و يتم اختياره حسب تقدير الباحث. أحيانا حجم المجتمع يمكن أن يطرح إشكالا، كلما زاد الحجم كان استغلال كامل نطاق البحث أسهل و ذا تغطية أكبر، لكن في المقابل الزمن المطلوب يعطى بالعلاقة: $n \log n$ أي علاقة طردية حيث يزيد بزيادة الحجم. أظهر Goldberg (1989) أن فعالية الخوارزميات الجينية تتأثر بحجم المجتمع، حجم أكبر هو أفضل لكن يكون مكلف من حيث سرعة و وقت الأداء.

الجيل الابتدائي هو مجموعة أفراد المجتمع في بداية انطلاق عملية البحث، الجيل الابتدائي يجب أن يشمل مجالا واسعا و متنوعا من المورثات و الأليلات قدر الإمكان حتى يكون هناك تغطية أفضل لنطاق البحث. لذلك في الغالب الجيل الابتدائي يتم اختياره عشوائيا، مع إمكانية استخدام طريقة استدلالية في اختيار الأفراد مما قد يؤدي إلى أداء أسرع. إذا افتقر الجيل الابتدائي إلى التنوع يمكن أن يؤثر هذا على عمل الخوارزمية، حيث تنحصر في جزء ضيق من نطاق البحث فتعطي نتائج متحيزة و غير مرضية (Sivanandam & Deepa, 2008).

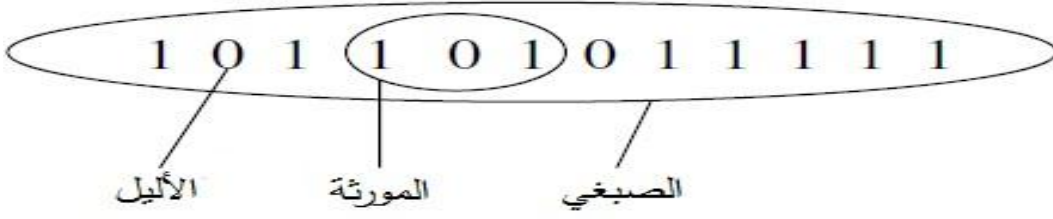
2-4 الترميز:

الترميز هو عملية تحويل القيم الحقيقية للمتغيرات أو المورثات بصفة عامة إلى سلسلة من الرموز حتى تستطيع الخوارزميات الجينية العمل بها، يتم ذلك بتمثيل الصبغيات عن طريق: أرقام، حروف... و يرتبط تشكيل و اختيار الترميز المناسب بطبيعة المتغيرات. أهم أنواع الترميز هي: (Sivanandam & Deepa, 2008)

2-4-1 الترميز الثنائي: (Adeli & Sarma, 2006)

هو الأكثر شيوعا، كل صبغي ممثل بسلسلة من الأرقام 0 و 1 ($Bits$)، كل رقم يمثل خاصية من خصائص الحل أي كل السلسلة تمثل أحد الحلول الممكنة (الشكل 7). الترميز الثنائي يعطي عدة صبغيات محتملة بأليلات أصغر و مع ذلك في بعض المسائل لا يكون سليما تماما و يتطلب تصحيحات في النهاية.

الشكل (7): تمثيل الصبغي



المصدر: Rothlauf, 2006

مثال:

الصبغي 1: 0010110110

الصبغي 2: 1000110011

يختلف الترميز الثنائي من مسألة لأخرى فطول السلسلة المكونة من الأرقام 0 و 1 الذي يرمز له ب L يختلف حسب قيم المتغيرات، أي السلسلة تتركب من L رقم. المتغيرات المنقطعة يمكن تمثيلها بدقة، أما بالنسبة للمتغيرات المستمرة فيزداد عدد القيم الممكن تمثيلها بزيادة طول السلسلة حيث يساوي 2^L .

بافتراض المتغير X نعطي الصيغة التالية:

$$X_{min} \leq X \leq X_{max}$$

$$00 \dots 0 \leq X \leq 11 \dots 1$$

X_{min} : هي أصغر قيمة للمتغير X تمثل بأصغر سلسلة من حيث القيمة مكونة كلها من الأصفار.

X_{max} : هي أكبر قيمة للمتغير X تمثل بأكبر سلسلة من حيث القيمة مكونة كلها من الأعداد واحد.

و بصفة عامة يعطى فك الترميز بالعلاقة التالية:

$$X = X_{min} + \frac{A}{2^L} (X_{max} - X_{min})$$

$$A = \sum_{l=1}^L a_l 2^{L-l}$$

A : هي قيمة السلسلة.

a_i : هي قيمة الرقم عند الموقع l من السلسلة.

مثال: نفترض متغير X محصور بين 0 و 1000، باختيار طول سلسلة يساوي 10 يكون لدينا:

$$0 \leq X \leq 1000$$

$$0000000000 \leq X \leq 1111111111$$

$$2^{10} = 1024$$

و بالتالي هناك 1024 قيمة للسلسلة، نأخذ الصبغي 0000011100 و نفكه كما يلي:

$$A = 0 \times 2^9 + 0 \times 2^8 + 0 \times 2^7 + 0 \times 2^6 + 0 \times 2^5 + 1 \times 2^4 + 1 \times 2^3 + 1 \times 2^2 + 0 \times 2^1 + 0 \times 2^0$$

$$A = 2^4 + 2^3 + 2^2 = 28$$

$$X = 0 + \frac{28}{1024} (1000 - 0) = 27,34$$

2-4-2 الترميز العددي:

هذا الترميز يمثل الصبغي من خلال سلسلة مكونة من أعداد في شكل رموز.

مثال:

الصبغي 1: 038175529

الصبغي 2: 319673002

3-4-2 الترميز الحرفي:

هذا الترميز يمثل الصبغي من خلال سلسلة مكونة من أحرف لاتينية.

مثال:

الصبغي 1: DABKZMT

الصبغي 2: AAEFBASO

4-4-2 الترميز المختلط:

هذا الترميز يتمثل في سلسلة من الأعداد و الأحرف اللاتينية في شكل رموز.

مثال:

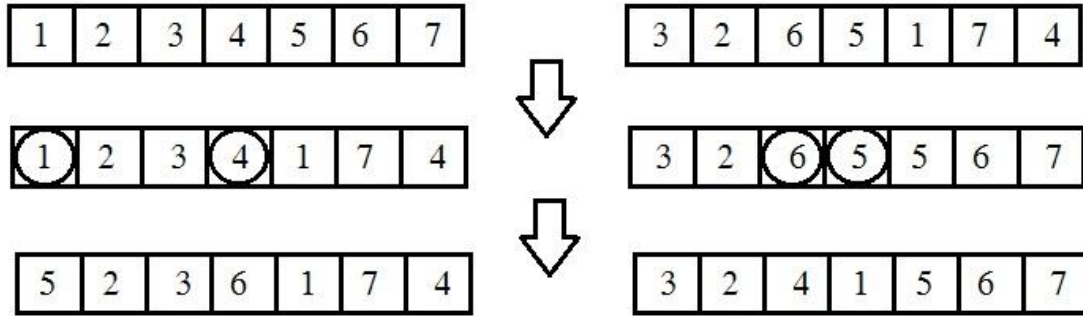
الصبغي 1: 9A3MU0

الصبغي 2: B429YP

5-4-2 الترميز الترتيبي:

الترميز يكون بسلسلة من الأعداد المتسلسلة أو الرتب، حيث أن الأعداد لا تتكرر في السلسلة الواحدة، يستخدم هذا الترميز في مسائل الترتيب، و يحتمل أن يكون هناك تصحيحات بعد عمليات العبور و الطفرة في حالة تكرار الأعداد ليكون الصبغي صحيحا كما في الشكل (8).

الشكل (8): الترميز الترتيبي و تصحيحه



المصدر: Sivanandam & Deepa, 2008

6-4-2 الترميز المباشر:

يمثل الصبغي بسلسلة من القيم الحقيقية للمتغيرات، فيمكن أن تكون أي قيمة متعلقة بالمسألة. يستعمل الترميز المباشر عندما تكون القيم معقدة جدا خاصة في الأعداد الحقيقية، أو عندما يكون استخدام الترميز الثنائي صعبا.

مثال:

الصبغي 1: 0.587 1.099 3.754 0.337 4.723

الصبغي 2: 2.398 0.501 1.775 1.967 3.617

3- خطوات و عمليات الخوارزميات الجينية:

يعتمد بحث الخوارزميات الجينية على معالجة مجتمع من الحلول الممكنة. يتم اختيار جيل ابتدائي من أفراد المجتمع، ثم توليد أفراد جدد جيلا بعد جيل من خلال حلقة من العمليات تتضمن الانتقاء و التكاثر و الاستبدال، تستمر العمليات و تقييم ملائمة الأفراد حتى تتوفر شروط و معايير الأمثلية في المجتمع. فهناك دائما احتمال الحصول على حل أفضل في الجيل المقبل. صحة و سلامة هذه الخطوات و العمليات حاسمة جدا في أداء الخوارزميات الجينية.

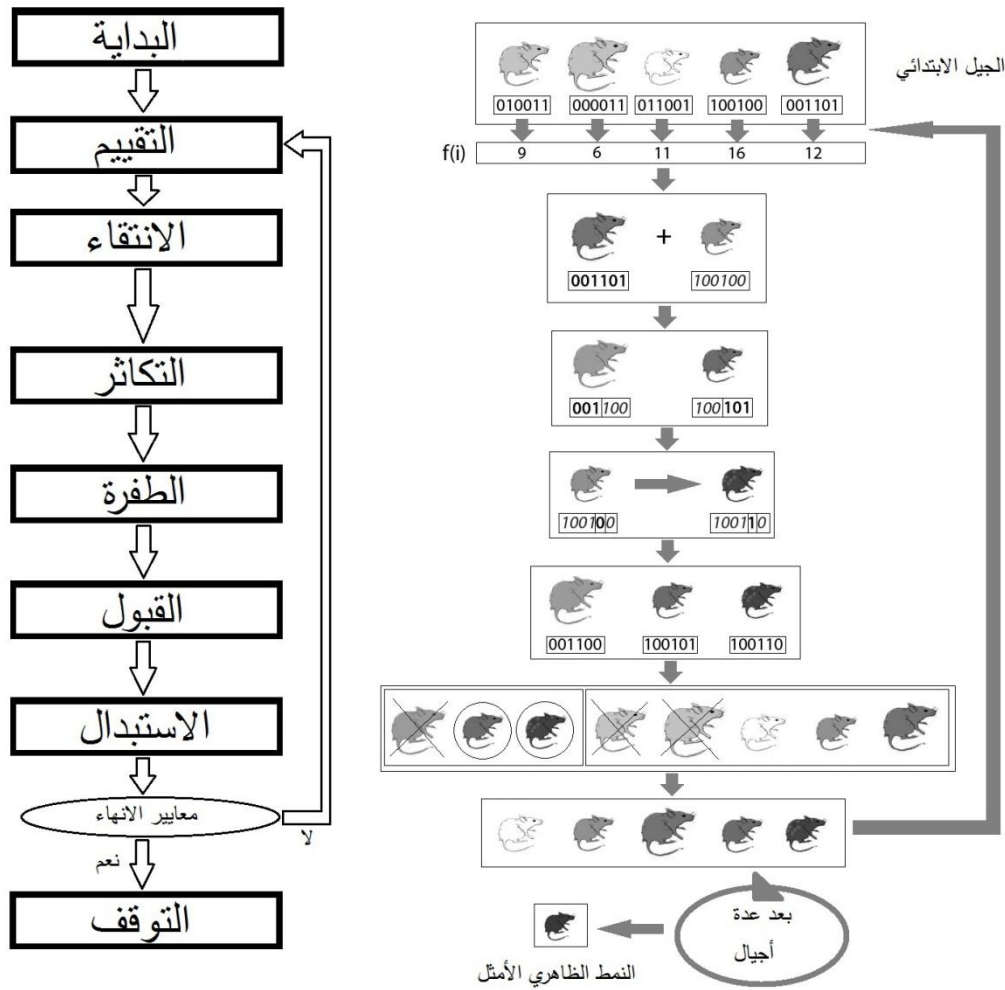
3-1 خطوات الخوارزميات الجينية:

تمر الخوارزميات الجينية بالخطوات الأساسية التالية (Sivanandam & Deepa, 2008):

1. البداية: تشكيل الجيل الابتدائي للمجتمع من n فرد ممثل بصبغي.
2. التقييم: بالاعتماد على دالة الملاءمة $f(i)$ يتم تقييم كل فرد i و تحديد قيمة الملاءمة الخاصة به.
3. التوليد: القيام بتوليد جيل جديد من خلال العمليات التالية:
 - الانتقاء: اختيار الأبوين الأحسن ملائمة من بين أفراد الجيل الابتدائي للتكاثر.
 - التكاثر: حدوث عبور بين الصبغيات و تكاثر الأبوين فيتم مزج مورثاتهما و الحصول على أولاد.
 - الطفرة: إحداث طفرة باجراء تغيير في المورثات من أجل الحصول على نمط وراثي جديد.
 - القبول: تقييم الأولاد حسب دالة الملاءمة و ترشيحهم لدخول الجيل الجديد.
4. الاستبدال: استبدال الأفراد الأقل ملائمة في الجيل السابق بأفراد أفضل ملائمة في الجيل الجديد.
5. التوقف: إذا توفرت معايير الإنهاء و تم الحصول على نتيجة مرضية يتم التوقف و أخذ أفضل حل في المجتمع الحالي. و إذا لم تتوفر هذه المعايير تستمر الحلقة و يتم العودة بالجيل الحالي للمجتمع إلى المرحلة 2.

يمثل الشكل (9) تمثيل لخطوات الخوارزميات الجينية مع محاكاة لمثال طبيعي يظهر إجراء هذه العمليات، حيث نعتد على الانتقاء الطبيعي حول مجتمع من الفئران حجمه خمسة، الملاءمة تتمثل في اللون الداكن و صغر الحجم لأن القطط تجد صعوبة في افتراسها. للربط بين الخوارزميات الجينية و ما يقابلها في الطبيعة نفترض: أن كل فأر يمثل حل ممكن للمسألة، النمط الظاهري الأمثل للفئران في هذه البيئة يمثل الحل الأمثل، العوامل البيئية المؤثرة في حياة الفئران بما فيها تهديد القطط هي تمثل قيود المسألة، الصفات الوراثية المتمثلة في اللون و الحجم تمثل متغيرات نموذج المسألة.

الشكل (9): تمثيل لخطوات الخوارزميات الجينية مع محاكاة لمثال طبيعي



المصدر: من إعداد الباحث (مستوحى من: Haupt & Haupt, 2006)

3-2 الانتقاء:

هو عملية اختيار أبوين من المجتمع للتكاثر و إنتاج جيل جديد وفقا لنظرية داروين للانتقاء الطبيعي "البقاء للأصلح". و ذلك مع أمل الحصول على أفراد ذات أعلى قيمة ملاءمة. هناك طرق و معايير لاختيار الأجداد.

قوة الانتقاء هو درجة تفضيل اختيار الأفراد الأكثر ملاءمة للتكاثر، و هو يؤثر في تحسين اللياقة على مر الأجيال المتعاقبة. عموما أداء الخوارزميات الجينية يكون أفضل و أسرع باتخاذ قوة انتقاء أكبر، مع ذلك هناك ضرورة التنوع بين ميزات الأفراد لتفادي التسرع و التحيز (Sivanandam & Deepa, 2008). هناك عدة طرق للانتقاء أهمها:

3-2-1 الانتقاء بالعجلة المتدرجة (Roulette Wheel): (بجوح و ريشة، 2007)

هي إحدى الطرق التقليدية و الشائعة في الخوارزميات الجينية، مبدؤها هو الاختيار بالاعتماد على عجلة مقسمة عشوائيا إلى قطاعات مقيمة باحتمالات الانتقاء للأفراد حسب دالة الملاءمة. يعطى حساب هذه الاحتمالات بالعلاقة التالية:

$$P(i) = \frac{f(i)}{\sum_{i=1}^n f(i)}$$

$P(i)$: احتمال اختيار الفرد i .

$f(i)$: قيم الملاءمة للفرد i .

تتم طريقة الانتخاب بإدارة العجلة بشكل عشوائي وانتظار وقوف العجلة عند مؤشر ما، وعندها نأخذ الفرد الذي أشار إليه المؤشر. حيث كلما زادت قيمة ملاءمة الفرد زاد عدد قطاعاته، ومن ثم زاد احتمال اختيار هذا الفرد. تتم هذه العملية حسابيا كما يلي:

- حساب الاحتمالات التراكمية للأفراد $C(i)$ التي تعطى بالعلاقة:

$$C(i) = \sum_{j=1}^i P(j)$$

- اختيار رقم بين 0 و 100 عشوائيا، يقع الاختيار على الفرد الذي يساوي و يفوق احتمال التراكمي الرقم المختار.

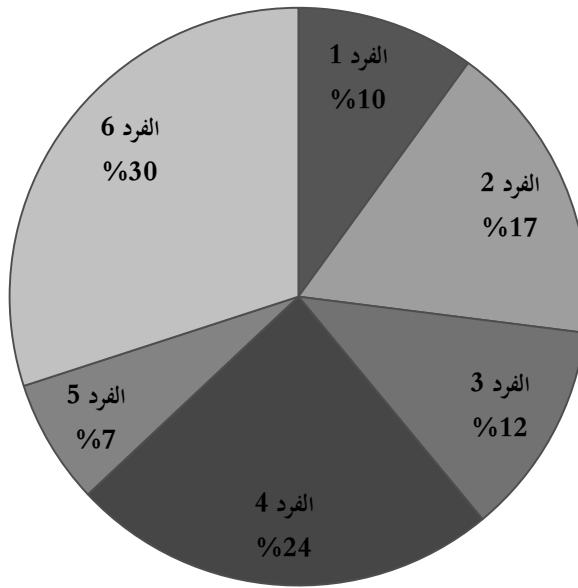
يمثل الجدول (2) و الشكل (10) مثالا عن الانتقاء بالعجلة المتدرجة:

الجدول (2): قيم العجلة المتدرجة

الأفراد	قيمة الملاءمة	احتمال الاختيار	الاحتمال التراكمي
الفرد 1	10	10%	10%
الفرد 2	17	17%	27%
الفرد 3	12	12%	39%
الفرد 4	24	24%	63%
الفرد 5	7	7%	70%
الفرد 6	30	30%	100%

المصدر: بجوح و ريشة، 2007 (مع تصرف الباحث في التشكيل).

الشكل (10): العجلة المتدحرجة



المصدر: بجوح و ريشة، 2007 (مع تصرف الباحث في التشكيل).

إذا أخذنا الرقم 50 مثلا فإن الاختيار يقع على الفرد 4، و إذا أخذنا الرقم 75 فإن الاختيار يقع على الفرد 6.

2-2-3 الانتقاء العشوائي:

يتم هذا الانتقاء عن طريق اختيار أبوين عشوائيا من بين أفراد المجتمع بغض النظر عن قيم الملاءمة (Haupt & Haupt, 2006).

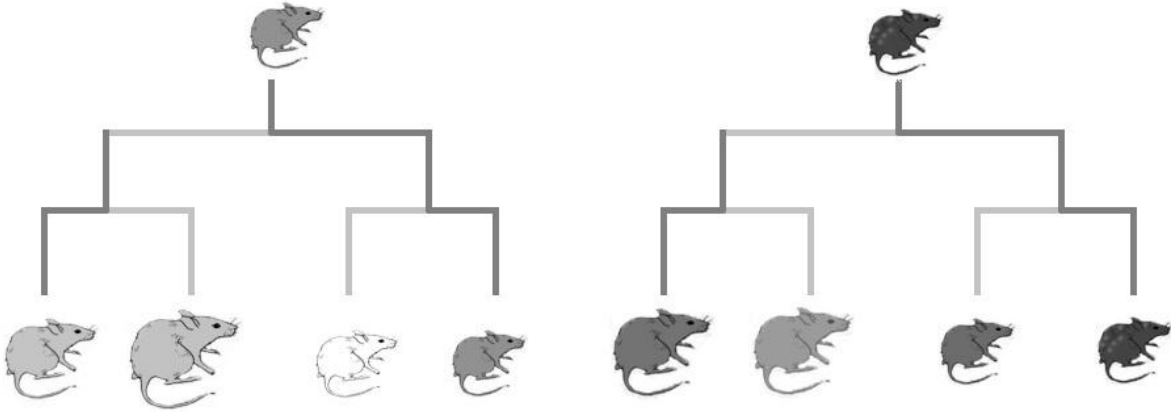
3-2-3 الانتقاء حسب الرتبة:

هو النوع الذي قدمه Holland (1975)، تعتمد على حساب قيم $P(i)$ لكل أفراد المجتمع ، ثم يتم اختيار الأبوين الأعلى قيمة للتكاثر. في المثال السابق نختار الفردين 4 و الفرد 6.

4-2-3 الانتقاء بالمسابقة:

هذه الطريقة قدمها Goldberg (1989)، تتمثل في إجراء مسابقة بين الأفراد بعد توزيعهم عشوائيا بغض النظر عن قيم الملاءمة ، و يتم انتقاء الأفراد الفائزين على أساس الملاءمة. الشكل (11) يعطي مثال توضيحي.

الشكل (11): الانتقاء بالمسابقة



المصدر: من إعداد الباحث (مستوحى من Dridi, 2005).

3-3 التكاثر: (Sivanandam & Deepa, 2008)

بعد عملية الانتقاء يتم أخذ الفردين المختارين و مزج مورثاتهما لانتاج أولاد، هذا المزج بين المورثات يتم عن طريق ظاهرة العبور بين صبغيين حتى تعطي تنوع في الأنماط الوراثية. الهدف دائما هو الحصول على أولاد أفضل من حيث الملاءمة من أفراد الجيل الحالي. تمر هذه العملية عبر ثلاث مراحل:

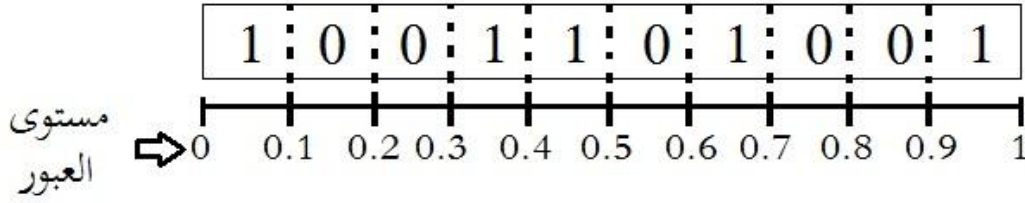
- أخذ زوج من الصبغيات للتصالب.
- اختيار موقع العبور في السلسلة.
- تبادل القطع بين السلسلتين عند موقع العبور.

موقع العبور يختلف من نوع لآخر و يجب أن يكون مناسباً للمسألة، هناك عدة أنواع للعبور أهمها:

3-3-1 العبور في نقطة واحدة:

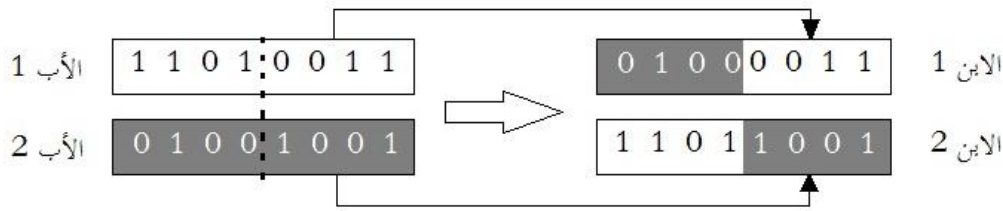
هي الطريقة التقليدية و الأكثر استخداما، هو تصالب قطع صبغيان مرة واحدة و في نقطة واحدة معينة. هنا موقع العبور عبارة عن نقطة واحدة يتم اختيارها بمستوى عبور معين بين الصفر و الواحد (الشكل 12) من طول السلسلة حتى يتم تبادل القطع عند هذه النقطة (الشكل 13).

الشكل (12): مستوى العبور لسلسلة طولها 10



المصدر: Sivanandam & Deepa, 2008

الشكل (13): العبور في نقطة

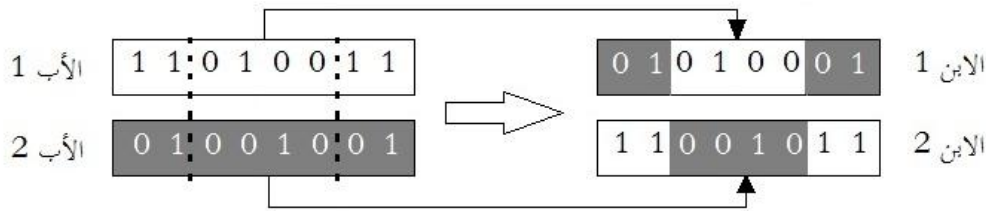


المصدر: Holland, 1992

2-3-3 العبور في نقطتين:

يمكن أن يكون موقع العبور أكثر من نقطة، قد يضعف هذا أداء الخوارزميات الجينية و لكن في بعض الحالات يسمح بأكبر تغطية لنطاق البحث. في العبور في نقطتين يتم اختيار نقطتين من السلسلة و القطعة المحصورة بينهما، يجري تبادلها بين الأبوين لإنتاج أولاد جدد (الشكل 14). في هذا العبور لا يتم تبادل رأس و ذيل السلسلة فيمكن استغلال ذلك لصالح البحث في حالة احتوائهما على مورثات جيدة.

الشكل (14): العبور في نقطتين



المصدر: Holland, 1992

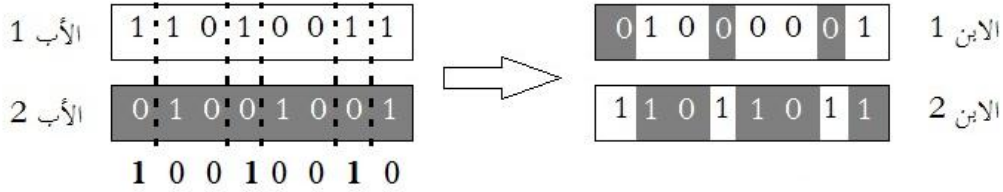
3-3-3 العبور متعدد النقاط:

يحدث العبور في عدة نقاط عبور، إذا كان عدد هذه النقاط زوجيا لا يتم تبادل قطبي السلسلة (الرأس و الذيل)، إذا كان العدد فرديا يتم تبادل قطبي السلسلة. غالبا ما يستخدم هذا النوع عندما يكون طول السلسلة كبيرا جدا.

3-3-4 العبور الموحد:

هذا النوع مختلف عن العبور في نقطة أو أكثر، كل أليل موجود في الأولاد يكون منسوخا من أحد الأبوين، يتم تبادل كل رموز السلسلة على حدة فيتشكل اتحاد بين صبغيين في شكل ولدين بالاعتماد على صبغي وهمي (الشكل 15).

الشكل (15): العبور الموحد

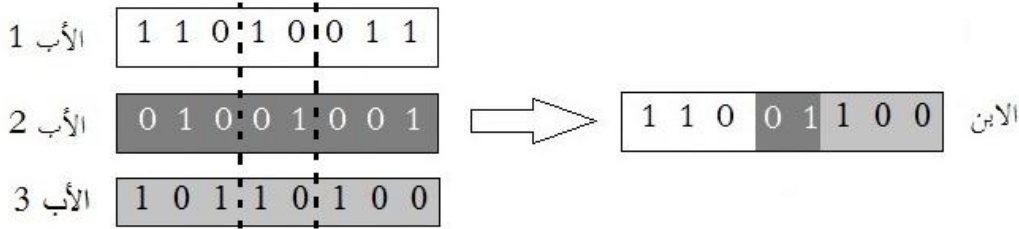


المصدر: Holland, 1992

3-3-5 تصالب ثلاث صبغيات:

بعد انتقاء ثلاث أباء يجرى تبادل القطع بين ثلاثة سلاسل من الصبغيات (الشكل 16).

الشكل (16): تصالب ثلاث صبغيات



المصدر: Dridi, 2005

3-4 الطفرة (Sivanandam & Deepa, 2008)

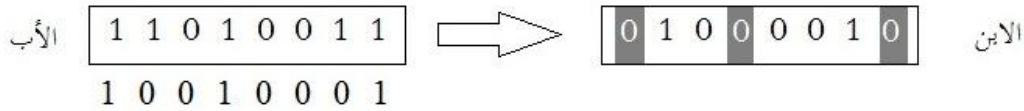
بما أن الخوارزميات الجينية من تقنيات البحث العشوائي، وجود تغير عشوائي مفاجئ يمكن أن يكون له أثر إيجابي. بعد عملية التكاثر يتم الانتقال إلى إحداث الطفرة، الطفرة تجنب الوقوع في مجال ضيق حيث تغطي بعض المورثات المفقودة. و بالتالي تساهم في استغلال أكبر لنطاق البحث و كذلك خلق التنوع في المجتمع، كما تساهم في سرعة الأداء. الطفرة تعطي أنماطا وراثية جديدة من خلال إحداث تغيير في الأليلات لسلسلة أحد الأباء.

هناك عدة أنواع من الطفرات لمختلف الترميزات، بالنسبة للترميز الثنائي الطفرة العادية تتم بتغيير قيمة مورثات باحتمال طفرة معين بين الصفر و الواحد، احتمال الطفرة يعطى عموما ب $1/L$. أهم طرق إحداث الطفرة هي:

1-4-3 التقلب:

يتم إحداث الطفرة من خلال قلب صفر إلى واحد أو واحد إلى صفر في السلسلة، و ذلك بالاعتماد على سلسلة صبغي وهمي يحدد مواقع الطفرة عشوائيا، حيث الأرقام 1 تعني أن الأرقام المقابلة لها في السلسلة المعرضة للطفرة يجب أن تقلب، فنتج بذلك سلسلة جديدة (الشكل 17).

الشكل (17): إحداث الطفرة بالقلب

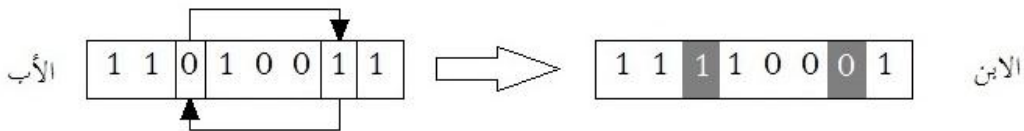


المصدر: Dridi, 2005 (مع تصرف الباحث في التشكيل).

2-4-3 تبادل الأماكن:

يتم إحداث الطفرة بتبادل الأماكن بين رقمين في السلسلة في موقعين معينين (الشكل 18).

الشكل (18): إحداث الطفرة بتبادل الأماكن

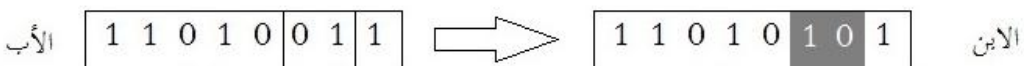


المصدر: Dridi, 2005 (مع تصرف الباحث في التشكيل).

3-4-3 العكس:

يتم إحداث الطفرة بعكس الأرقام في موقع معين في السلسلة (الشكل 19).

الشكل (19): إحداث الطفرة بالعكس



المصدر: Dridi, 2005 (مع تصرف الباحث في التشكيل).

3-5 الاستبدال

عملية الاستبدال هي آخر جزء من حلقة عمليات الخوارزميات الجينية، فبعد التوليد يتم ترشيح أفراد من الجيل الحالي لمغادرة المجتمع و ترشيح الأولاد الجدد لدخول المجتمع. على أساس قيم الملاءمة يتم التخلص من أضعف أفراد الجيل الحالي و استبدالهم بأولاد أفضل بحيث يبقى حجم المجتمع نفسه، بذلك يتشكل جيل جديد للمجتمع من خلال العمل بمبدأ الإنتقاء الطبيعي "البقاء للأصلح" (Haupt & Haupt, 2006).

3-6 التوقف (Sivanandam & Deepa, 2008)

يتم توقف الخوارزمية عندما تتوفر معايير الإنهاء أو عند الحصول على نتيجة جيدة، ثم أخذ أفضل حل في المجتمع الحالي ليكون الحل الأمثل للمسألة. أهم مقاييس التوقف هي:

- أقصى جيل: تتوقف الخوارزمية عند عدد معين من الأجيال.
- أقصى وقت: تتوقف الخوارزمية عند انقضاء وقت معين.
- عدم تحسن الملاءمة: تتوقف الخوارزمية عند حالة عدم تحسن الملاءمة بعد عدد معين من الأجيال أو بعد انقضاء وقت معين.

أو تتوقف الخوارزمية بسلطة تقديرية من الباحث بالاعتماد على أحد المعايير التالية:

● أفضل فرد:

حيث يتخذ أفضل فرد في المجتمع ملاءمة كمعيار للإنهاء، يتم التوقف عندما تتجاوز قيمة الملاءمة لأفضل فرد في المجتمع قيمة قياسية معينة. و هذا يضمن وجود حل جيد على الأقل.

● أسوأ فرد:

يتخذ أسوأ فرد في المجتمع ملاءمة كمعيار للإنهاء، يتم التوقف عندما تتجاوز قيمة الملاءمة لأسوأ فرد في المجتمع قيمة قياسية معينة. و هذا يضمن على الأقل وجود مجتمع نموذجي كل حلوله جيدة، مع ذلك قد لا تكون قيمتي ملاءمة أفضل فرد و أسوأ فرد مختلفة معنويًا.

- مجموع الملاءمة:

حيث يتخذ مجموع ملاءمة المجتمع كمعيار للإثراء، يتم التوقف عندما تتجاوز قيمة مجموع الملاءمة لكل أفراد المجتمع قيمة قياسية معينة مع أخذ حجم المجتمع بعين الاعتبار. و هذا يضمن على الأقل وجود المجتمع تقريبا في نطاق معين من الملاءمة. مع ذلك يمكن أن تؤثر القيم المتطرفة في هذه القيمة.

- الفرد المتوسط:

حيث يتخذ الفرد ذو قيمة الملاءمة المتوسطة في المجتمع كمعيار للإثراء، يتم التوقف عندما تتجاوز قيمة الملاءمة المتوسطة في المجتمع قيمة قياسية معينة. و هذا يضمن على الأقل أن يتيح نصف أفراد المجتمع حلول جيدة.

الفصل الثالث: الأدبيات التطبيقية:

تم استخدام نماذج ARCH و مشتقاتها على أوسع نطاق لتحليل السلاسل الزمنية المالية خاصة في دراسة خطر الاحتفاظ بالأسهم، تقييم الأسعار، التنبؤ بمجال الثقة لتطايير الزمني و الحصول على تقدير أفضل للنماذج في ظل عدم ثبات تباين الأخطاء. مع ذلك دائما ما يسعى الباحثون إلى تطوير هذه النماذج بدمجها بطرق حديثة قصد الحصول على أفضل قدرة على التنبؤ، من بين هذه الطرق نجد الخوارزميات الجينية.

نظرا لبساطة الخوارزميات الجينية و اتساع مجال تطبيقها على مختلف أنواع المسائل و في مختلف الميادين، أصبح تطبيق الخوارزميات الجينية يتزايد باستمرار. و قد أثبت تزايد تبني و استخدام الخوارزميات الجينية في مختلف البحوث قدرتها و إمكانية تطبيقها في مجالات متعددة.

فقد تم استعمالها في حل عدة مسائل صعبة و معقدة متعلقة بعدة علوم و اختصاصات تقنية، كما تم استخدامها في مجالات العلوم الاجتماعية و الاقتصادية حيث تم تطبيقها في ميادين: الاقتصاد، المالية، التسيير، اتخاذ القرارات (محل الدراسة)...

1- تطبيقات النماذج القياسية لتطايير الأسواق المالية:

أكثر من ساهم في دراسات نماذج التطايير ARCH و مشتقاتها هو Engle منذ أن قدّم الفكرة الأصلية التي حاز على إثرها على جائزة نوبل للاقتصاد سنة 2003، تبعه العديد من الباحثين الذين تبناوا هذا المجال أبرزهم *Bollerslev*. نذكر أهم الأمثلة عن هذه الدراسات:

- استخدم كل من *Robbins* و *Coulson* في 1985 نموذج ARCH لتقدير العلاقة بين تطايير التضخم و متغيرات أساسية للاقتصاد الكلي، و ذلك بالاعتماد على دراسات *Granger* للسببية و دراسات العرض ل *Lucas*. فكانت النتائج مختلفة تماما عن الأعمال السابقة.
- قام *Domowitz* و *Hakkio* في 1985 بدراسة مخاطر سوق الصرف الأجنبي بالاعتماد على التباين المشروط لأخطاء التنبؤ الخاصة بعملات: المملكة المتحدة، فرنسا، ألمانيا، سويسرا و اليابان. و ذلك و وفقا لنموذج ARCH.
- قام *Gourieroux* و *Monfort* في 1991 بدراسة نموذج مشتق يسمى QTARCH من حيث الخصائص الاحتمالية و الإحصائية، بين سهولة استعماله و مرونته في دراسة التباين و المتوسط المشروطين. قام كذلك باختبارات وصفية وفقا لاعتبارات إحصائية و اقتصادية، كما اقترح من خلال التطبيق طريقة غير معلمة (*non parametric*) لتقدير هذا النموذج.
- في 1996 قام *Bollerslev* باقتراح نموذج أكثر مرونة في شكل EGARCH لتحليل تطايير البورصة الأمريكية في المدى الطويل، و قدم دليل قوي يثبت فعالية هذا النموذج عند تطبيقه على مؤشر S&P 500.
- قدم *Diebold* و *Lopez* في 1996 مفاهيم قيمة حول التنبؤ بتطايير الأسواق المالية، فوضح أن هناك نماذج متنوعة أصبحت ضرورية أكثر في اتخاذ القرار في المسائل الاقتصادية و المالية مما يستلزم طرق جديدة في تقييم جودة التنبؤ و المقارنة بين النماذج.
- قدم *Lumsdaine* في 1996 طريقة جديدة تحقق أقصى تعظيم للأرجحية من أجل تقدير نموذج $GARCH(1;1)$ و $IGARCH(1;1)$ خاصة في وجود جذر الوحدة و قدم الأدلة على ملائمتها تحت مبدأ التوزيع الطبيعي و التناسق.
- في 1998 قام *Anderson* مع *Bollerslev* بالرد على الدراسات التي افترضت ضعف نماذج ARCH في التنبؤ بالتطايير. فأثبت عدم صحة هذه الفرضية و برهن نظريا و تطبيقيا أن نماذج ARCH و مشتقاتها دائما ما تحقق نتائج جيدة عند استخدامها في التنبؤ بالتطايير.
- اقترح كل من *Buhlmann* و *McNeil* سنة 2002 طريقة غير معلمة في شكل حوارزمية تكرارية لتقدير نموذج $GARCH(1;1)$ ، فبين فعاليتها و دقتها و إمكانية استعمالها كبديل عن الطرق الأخرى

المذكورة في مختلف الأدبيات النظرية السابقة، حيث أنها لا تحتاج إلى دالة كثافة و لا تركيب التباين المشروط.

- قام *Xie* في 2003 بإجراء اختبارات على 367 سهم من مؤشر S&P 500 و دراسة تسلسلهم الزمني من 1990 حتى 2001 ثم تقييم نماذج GARCH شهريا، أسبوعيا و يوميا باستعمال معيار AIC. فاستنتج أن بعض الأسهم أكثر تعقيدا مما يستلزم الاعتماد على GARCH(1;2) مع ذلك يبقى GARCH(1;1) الأفضل لدراسة مؤشر S&P 500 أسبوعيا.
- في 2003 *Berkes* و *Horvath* درسا تركيب نموذج GARCH(p; q) و خصائصه، و بينا أن التباين المشروط يمكن يفسر بمجموع مربع الأخطاء في تمثيل فريد من نوعه، و أثبتنا جودة تقدير النماذج بطريقة QLM للأرجحية في ظروف معتدلة.
- قام *Hansen* في 2005 بالمقارنة بين 330 نموذجا باستخدام SPA و RC (*Reality check*) و بين أن الأخير غير قادر على التمييز بين النماذج الجيدة و الضعيفة من حيث الأداء. أثبت أن SPA أكثر قوة و استنتج أن نموذج GARCH(1;1) هو الأفضل للتنبؤ بتطايير مؤشر أرباح شركة IBM. و بين أنه بما يخص سعر صرف *Deutschmark-Dollar* لا يوجد نموذج أفضل من GARCH(1;1).
- قام *Degiannakis* في 2011 بدراسة ارتباط التغير الزمني بين أسعار البورصة و أسعار البترول للبلدان المستوردة و المصدرة باعتبار صدمة الأسعار. حيث ركز على ثلاث بلدان مصدرة: المكسيك، كندا و البرازيل. و ثلاث بلدان مستوردة: الولايات المتحدة الأمريكية، هولندا، ألمانيا. و ذلك في سلسلة زمنية لأسعار البترول الشهرية من 1987 إلى 2009 حيث اعتمد نموذج مطور مشتق ل GARCH و استنتج أن الارتباط المدروس مماثل بالنسبة لكل من الدول المصدرة و المستوردة من حيث الوضعية الاقتصادية.

تم التطرق في مختلف الدراسات في هذا المجال إلى العديد من النماذج المطورة و المشتقة من ARCH، لقد أحصى معظمها كل من *Xekalaki* و *Degiannakis* في كتابهما سنة 2010 كما في الجدول.

الجدول (3): مختلف النماذج المشتقة ل ARCH

ARCH(q) Engle (1982) (2.1)	$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^q (a_i \varepsilon_{t-i}^2)$
GARCH(p, q) Bollerslev (1986) (2.5)	$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^q (a_i \varepsilon_{t-i}^2) + \sum_{j=1}^p (b_j \sigma_{t-j}^2)$
IGARCH(p, q) Engle and Bollerslev (1986) (2.7)	$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^q (a_i \varepsilon_{t-i}^2) + \sum_{j=1}^p (b_j \sigma_{t-j}^2),$ for $\sum_{i=1}^q a_i + \sum_{j=1}^p b_j = 1$
Riskmetrics™ or EWMA J.P. Morgan (1996) (2.10)	$\sigma_t^2 = 0.06 \varepsilon_{t-1}^2 + 0.94 \sigma_{t-1}^2$
ALT-GARCH(1,1) Knight and Satchell (2002a) (2.11)	$\sigma_t^2 = a_0 + a_1 z_{t-1}^2 + b_1 \sigma_{t-1}^2$
EGARCH(p, q) Nelson (1991) (2.55)	$\log(\sigma_t^2) = a_0 + \left(1 + \sum_{i=1}^q a_i L^i\right) \left(1 - \sum_{j=1}^p b_j L^j\right)^{-1}$ $\times (\gamma_1 (\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1}) + \gamma_2 (\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1} - E \varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1}))$
GJR(p, q) Glosten et al. (1993) (2.57)	$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^q (a_i \varepsilon_{t-i}^2)$ $+ \sum_{i=1}^q (\gamma_i d(\varepsilon_{t-i} < 0) \varepsilon_{t-i}^2) + \sum_{j=1}^p (b_j \sigma_{t-j}^2)$
TARCH(p, q) Zakoian (1990) (2.58)	$\sigma_t = a_0 + \sum_{i=1}^q (a_i \varepsilon_{t-i}^+) - \sum_{i=1}^q (\gamma_i \varepsilon_{t-i}^-) + \sum_{j=1}^p (b_j \sigma_{t-j})$
AGARCH(p, q) Taylor (1986), Schwert (1989a, 1989b) (2.59)	$\sigma_t = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon_{t-i} + \sum_{j=1}^p b_j \sigma_{t-j}$
Log-GARCH(p, q) Geweke (1986), Pantula (1986) (2.60)	$\log(\sigma_t^2) = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i \log(\varepsilon_{t-i}^2) + \sum_{j=1}^p b_j \log(\sigma_{t-j}^2).$

(continued)

Stdev-ARCH(q)
Schwert (1990)
(2.61)

$$\sigma_t^2 = \left(a_0 + \sum_{i=1}^q a_i |\varepsilon_{t-i}| \right)^2$$

NARCH(p, q)
Higgins and Bera (1992)
(2.62)

$$\sigma_t^\delta = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i |\varepsilon_{t-i}^2|^{\delta/2} + \sum_{j=1}^p b_j \sigma_{t-j}^\delta$$

AGARCH(p, q)
Engle (1990)
(2.64)

$$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^q (a_i \varepsilon_{t-i}^2 + \gamma_i \varepsilon_{t-i}) + \sum_{j=1}^p b_j \sigma_{t-j}^2$$

NAGARCH(p, q)
Engle and Ng (1993)
(2.65)

$$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i (\varepsilon_{t-i} + \gamma_i \sigma_{t-i})^2 + \sum_{j=1}^p b_j \sigma_{t-j}^2$$

VGARCH(p, q)
Engle and Ng (1993)
(2.66)

$$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i (\varepsilon_{t-i} / \sigma_{t-i} + \gamma_i)^2 + \sum_{j=1}^p b_j \sigma_{t-j}^2$$

APARCH(p, q)
Ding et al. (1993)
(2.67)

$$\sigma_t^\delta = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i (|\varepsilon_{t-i}| - \gamma_i \varepsilon_{t-i})^\delta + \sum_{j=1}^p b_j \sigma_{t-j}^\delta$$

GQARCH(p, q)
Sentana (1995)
(2.68)

$$\begin{aligned} \sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \gamma_i \varepsilon_{t-i} \\ + 2 \sum_{i=1}^q \sum_{j=i+1}^q a_{ij} \varepsilon_{t-i} \varepsilon_{t-j} + \sum_{j=1}^p b_j \sigma_{t-j}^2 \end{aligned}$$

GQTARCH(p, q)
Gouriéroux and
Monfort (1992)
(2.71)

$$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^q \sum_{j=1}^J a_{ij} d_j (\varepsilon_{t-i}) + \sum_{i=1}^p b_j \sigma_{t-j}^2$$

SWARCH(\tilde{K}, q)
Hamilton and
Susmel (1994)
(2.95)

$$\tilde{\varepsilon}_t \equiv \sqrt{g_{s_t}} \varepsilon_t$$

$$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^q (a_i \varepsilon_{t-i}^2)$$

GRS
Gray (1996)
(2.97)

$$\begin{aligned} \sigma_{i,t}^2 &= a_{i,0} + a_{i,1} \varepsilon_{t-1}^2 + b_{i,1} \sigma_{t-1}^2 \\ \sigma_{t-1}^2 &= p_{1,t-1} (\mu_{1,t-1}^2 + \sigma_{1,t-1}^2) \\ &\quad + (1-p_{1,t-1}) (\mu_{2,t-1}^2 + \sigma_{2,t-1}^2) \\ &\quad - (p_{1,t-1} \mu_{1,t-1} + (1-p_{1,t-1}) \mu_{2,t-1})^2 \end{aligned}$$

VSARCH(p, q):Fornari and Mele (1995)
(2.99)

$$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon_{t-i}^2 + \gamma d(\varepsilon_{t-1} > 0) \frac{\varepsilon_{t-1}^2}{\sigma_{t-1}^2} + \sum_{j=1}^p b_j \sigma_{t-j}^2$$

AVSARCH(p, q)Fornari and Mele (1995)
(2.100)

$$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p b_j \sigma_{t-j}^2 + \gamma d(\varepsilon_{t-1} > 0) \varepsilon_{t-1}^2 + \delta \left(\left(\frac{\varepsilon_{t-1}^2}{\sigma_{t-1}^2} \right) - k \right) d(\varepsilon_{t-1} > 0)$$

LST-GARCH(p, q)Hagerud (1996)
(2.102)

$$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^q (a_i + \gamma_i F(\varepsilon_{t-i})) \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p b_j \sigma_{t-j}^2,$$

$$F(\varepsilon_{t-i}) = (1 + \exp(-\theta \varepsilon_{t-i}))^{-1} - 0.5$$

EST-GARCH(p, q)Hagerud (1996)
(2.103)

$$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^q (a_i + \gamma_i F(\varepsilon_{t-i})) \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p b_j \sigma_{t-j}^2,$$

$$F(\varepsilon_{t-i}) = 1 - \exp(-\theta \varepsilon_{t-i}^2)$$

GLST-GARCH(p, q)Lubrano (1998)
(2.105)

$$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^q (a_i + \gamma_i F(\varepsilon_{t-i})) \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p b_j \sigma_{t-j}^2,$$

$$F(\varepsilon_{t-i}) = \frac{1 - \exp(-\theta \varepsilon_{t-i}^2)}{1 + \exp(-\theta(\varepsilon_{t-i}^2 - c^2))}$$

GEST-GARCH(p, q)Lubrano (1998)
(2.106)

$$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^q (a_i + \gamma_i F(\varepsilon_{t-i})) \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p b_j \sigma_{t-j}^2,$$

$$F(\varepsilon_{t-i}) = 1 - \exp(-\theta(\varepsilon_{t-i} - c)^2)$$

CGARCH(1,1)

Engle and Lee (1993)
(2.108)

$$\sigma_t^2 = q_t + a_1 (\varepsilon_{t-1}^2 - q_{t-1}) + b_1 (\sigma_{t-1}^2 - q_{t-1})$$

$$q_t = a_0 + p q_{t-1} + \phi (\varepsilon_{t-1}^2 - \sigma_{t-1}^2)$$

ACGARCH(1,1)

Engle and Lee (1993)
(2.110)

$$\sigma_t^2 = q_t + a_1 (\varepsilon_{t-1}^2 - q_{t-1}) + \gamma_1 (d(\varepsilon_{t-1} < 0) \varepsilon_{t-1}^2 - 0.5 q_{t-1}) + b_1 (\sigma_{t-1}^2 - q_{t-1})$$

$$q_t = a_0 + p q_{t-1} + \phi (\varepsilon_{t-1}^2 - \sigma_{t-1}^2) + \gamma_2 (d(\varepsilon_{t-1} < 0) \varepsilon_{t-1}^2 - 0.5 \sigma_{t-1}^2)$$

 N -component

GARCH(1,1)

Ding and Granger (1996)
(2.111)

$$\sigma_t^2 = \sum_{i=1}^N w_i \sigma_{i,t}^2$$

$$\sigma_{i,t}^2 = \sigma_2 (1 - a_i - b_i) + a_i \varepsilon_{t-1}^2 + b_i \sigma_{i,t-1}^2,$$

R-GARCH(r, p, q)Nowicka-Zagrajek
and Weron (2001)
(2.112)

$$\sigma_t^2 = \sum_{i^*=1}^r (c_{i^*} \eta_{t-i^*}) + \sum_{i=1}^q (a_i \varepsilon_{t-i}^2) + \sum_{j=1}^p (b_j \sigma_{t-j}^2)$$

HARCH(p, n) Müller et al. (1997) (2.113)	$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^i a_{ik} \left(\sum_{i^*=k}^i \varepsilon_{t-i^*}^2 \right)^2 + \sum_{j=1}^p (b_j \sigma_{t-j}^2)$
FIGARCH(p, d, q) Baillie et al. (1996a) (3.10)	$\sigma_t^2 = a_0 + \left(1 - B(L) - \Phi(L)(1-L)^d \right) \varepsilon_t^2 + B(L) \sigma_t^2$
FIGARCHC(p, d, q) Chung (1999) (3.11)	$\sigma_t^2 = \sigma^2(1-B) + \left(1 - B(L) - \Phi(L)(1-L)^d \right) (\varepsilon_t^2 - \sigma^2) + B(L) \sigma_t^2$
FIEGARCH(p, d, q) Bollerslev and Mikkelsen (1996) (3.12)	$\log(\sigma_t^2) = a_0 + \Phi(L)^{-1} (1-L)^{-d} (1 + A(L)) g(z_{t-1})$
FIAPARCH(p, d, q) Tse (1998) (3.13)	$\sigma_t^\delta = a_0 + \left(1 - (1 - B(L))^{-1} \Phi(L)(1-L)^d \right) (\varepsilon_t - \gamma \varepsilon_t)^\delta$
FIAPARCHC(p, d, q) Chung (1999) (3.14)	$\sigma_t^\delta = \sigma^2(1-B) + \left(1 - B(L) - \Phi(L)(1-L)^d \right) \times \left((\varepsilon_t - \gamma \varepsilon_t)^\delta - \sigma^2 \right) + B(L) \sigma_t^\delta$
ASYMM- FIFGARCH($1, d, 1$) Hwang (2001) (3.15)	$\sigma_t^\lambda = \frac{k}{1-\delta} + \left(1 - \frac{(1-\phi L)(1-L)^d}{1-\delta L} \right) f^v(\varepsilon_t) \sigma_t^\lambda$ $f(\varepsilon_t) = \left \frac{\varepsilon_t}{\sigma_t} - b \right - c \left(\frac{\varepsilon_t}{\sigma_t} - b \right),$
ASYMM- FIFGARCH($1, d, 1$) modified Ruiz and Pérez (2003) (3.16)	$(1-\phi L)(1-L)^d \frac{\sigma_t^\lambda - 1}{\lambda} = \omega' + a(1 + \psi L) \sigma_{t-1}^\lambda \times (f^v(z_{t-1}) - 1)$ $f\left(\frac{\varepsilon_t}{\sigma_t}\right) = \left \frac{\varepsilon_t}{\sigma_t} - b \right - c \left(\frac{\varepsilon_t}{\sigma_t} - b \right)$
HYGARCH(p, d, q) Davidson (2004) (3.17)	$\sigma_t^2 = a_0 + \left(1 - B(L) - \Phi(L) \left(1 + a \left((1-L)^d - 1 \right) \right) \right) \varepsilon_t^2 + B(L) \sigma_t^2$

المصدر: Xekalaki & Degiannakis, 2010

2- الدراسات السابقة للخوارزميات الجينية في الاقتصاد القياسي:

تستخدم الخوارزميات الجينية في مجالات العلوم الاقتصادية و العلوم التجارية و علوم التسيير كوسيلة كمية توفر البيانات اللازمة لدعم عملية اتخاذ القرار، حيث أن هذا الأخير يتعلق بحل مسألة تمثل الإشكالية المطروحة في شكل نموذج كمي.

تأخذ الخوارزميات الجينية عدة أشكال في حل مختلف المسائل. و سرعان ما اكتشف الباحثون و المتخصصون في بحوث العمليات إمكانية استعمال الخوارزميات الجينية كطريقة لحل مسائل الأمثلية. حيث قام العديد منهم بإجراء مقارنات بين مختلف طرق بحوث العمليات و الخوارزميات الجينية من حيث التطبيق و النتائج. أظهرت عدة أعمال و بحوث إمكانية استعمال الخوارزميات الجينية كطريقة حسابية رقمية كطرق بحوث العمليات مثل: مسائل الأمثلية، مسائل التعظيم و التذنية، مسائل النقل، مسائل التخصيص، المسارات المثلى أشهرها مسألة البائع الجوال، شبكات الأعمال، تسيير المخزونات، نظرية الألعاب... كما تم إثبات قدرة استخدامها حتى في نماذج الاقتصاد القياسي و السلاسل الزمنية من خلال تحديد المعاملات المثلى للنماذج (Vallée & Yildizoglu, 2004).

2-1 أمثلة عن الأبحاث و الدراسات حول الخوارزميات الجينية:

بعد أعمال *De Jong* و *Goldberg* ظهرت عدة تطبيقات مختلفة للخوارزميات الجينية و بمستويات نجاح متفاوتة. قد تم نشر العديد من المنشورات العلمية التي تناولت كيفية استخدام الخوارزميات الجينية في المسائل الاقتصادية و الاقتصاد القياسي بما فيها نماذج التنبؤ، و كذلك نتائج دراسات تطبيقية و مقارنات مع الطرق التقليدية الأخرى. فيما يلي مجموعة متنوعة من الأمثلة عن هذه المنشورات:

- بحث *Koza* في 1991 باستخدام الخوارزميات الجينية عن المعاملات المثلى لنموذج يضم المتغيرات التالية: العملة (M)، الانتاج (Q)، سرعة تحرك العملة (V) و الأسعار في الولايات المتحدة الأمريكية (P). هذا النموذج يتضمن علاقة غير خطية كتالي:

$$P = \frac{MV}{Q}$$

- و بذلك تحصل على نتائج ذات معنوية عالية ($R^2 > 0.99$) مما يثبت فعالية الخوارزميات الجينية.
- في إطار التسيير السلبي استخدم *Eddelbüttel* في 1996 الخوارزميات الجينية لإيجاد المحفظات المالية التي تنتج محفظة مؤشر DAX المكونة من ثلاثين سهم. دور الخوارزمية الجينية المستعملة هو تسيير الأوزان النسبية لهذه الأسهم في المؤشر، أخيرا أظهر الفعالية الحسابية للخوارزميات الجينية في هذا النوع من المسائل.

- قدم محمد و King في 1997 طريقة تطويرية للتنبؤ في أسواق الصرف الأجنبية من خلال سلسلة زمنية، فقام بتوظيف مفاهيم نظرية و دمجها في تقنيات ذكاء اصطناعي باستعمال الخوارزميات الجينية للحصول على أفضل أداء.
- اقترح Agapie في 1997 خوارزميات جينية لإيجاد الحل الأمثل للتنبؤ من خلال السلاسل الزمنية، و ذلك في ظل عدم الاستقرار المصحوب بعوامل موسمية عند التنبؤ في المدى القصير باستعمال الطرق القياسية التي أثبتت محدوديتها.
- في 1997 قدم Chiraphadhanaku تطبيق الخوارزميات الجينية في التنبؤ بالودائع المصرفية التجارية. ذلك بإدراج عدة عوامل و متغيرات مالية و مصرفية في النموذج لتحقيق أقل قيمة لأخطاء التنبؤ، أظهرت الدراسة نتائج مرضية و بينت أن الخوارزميات الجينية يمكن أن تعطي تنبؤات دقيقة في المسائل المالية و الاقتصادية.
- كذلك استخدم Boné و آخرون في 1998 الخوارزميات الجينية لإيجاد معاملات نموذج للتنبؤ من خلال سلاسل زمنية (AR, MA, ARMA)، فكان تقدير هذا النموذج سليما و صحيحا.
- و من نظرة قريبة من تنقيب المعلومات استخدم Weiss و Hirsh في 1998 الخوارزميات الجينية من أجل التنبؤ بظواهر نادرة و مهمة مثل: التنبؤ باستعمالات البطاقات البنكية المزورة من خلال تواريخ الشراء، التنبؤ بسلوك غير اعتيادي للسوق المالية، التنبؤ بانقطاع أو فشل عمليات المواصلات الالكترونية من خلال سلسلة من الإنذارات...
- في 1998 استعمل Varreto الخوارزميات الجينية في التنبؤ بأخطار الإفلاس في إيطاليا، حيث قارنها مع طريقة إحصائية تقليدية هي تحليل التمايز الخطي (LDA). الخوارزميات الجينية استعملت لغرضين: تشكيل الدالة الخطية المثلى و تشكيل القواعد المثلى. تم استنتاج تفوق نسبي من حيث الأداء للخوارزميات الجينية، إضافة إلى أن هذه الأخيرة تعطي تحرر من القيود الإحصائية التي تخضع لها الطريقة الأخرى.
- في 1999 ركز Keber على خصائص السعر الحالي للأسهم لحساب التطاير من خلال برنامج خوارزميات جينية ثم بين تفوقه على النماذج القياسية المعروضة في الدراسة التي تعتمد على القيم السابقة.
- استعمل Szeto سنة 2000 الخوارزميات الجينية لتشكيل نموذج للتنبؤ بأداء المستثمرين في البورصة و قياسه بقيم المحفظات المالية، ذلك بناء على التعاملات السابقة.
- أجرى يوسف و آخرون من جامعة الملك فهد في 2001 دراسة مقارنة بين ثلاث طرق حل عشوائي هي: الخوارزميات الجينية، محاكاة الصلب، بحث تابو (Tabu Search). حيث تم توضيح مبادئ عمل و مزايا كل طريقة، فتم الاتفاق على فعالية كل الطرق في مختلف أنواع المسائل. أما فيما يخص أفضل

- طريقة فليس هناك تفوق مطلق لإحدى الطرق حيث أن ذلك يعتمد على طبيعة المسألة، غير أن هذه الدراسة أظهرت تفوق نسبي من حيث الأداء للطريقة بحث تابو و طريقة الخوارزميات الجينية تأتي ثانياً.
- شرح السيد و آخرون في 2008 إمكانية استخدام الخوارزميات الجينية مع الأدوات الإحصائية في التنبؤ، و هذا باستعمالها في البحث عن النموذج الأمثل لتدنية خطأ التنبؤ و اختيار أفضل توقيت. حيث تم تطبيق ذلك على مجموعة من السلاسل الزمنية.
 - قدم Hung (2009) تطبيق جديد للخوارزميات الجينية من أجل تقدير نموذج GARCH، أثبتت نتائج الدراسة التطبيقية حول بورصة تايوان و مؤشر NASDAQ فعالية أداء الخوارزميات الجينية في ظل أخذ أثر الرافعة بعين الاعتبار.
 - قام Geng و Zhang (2015) بشرح نموذج الرمادي GM لتعديل الأخطاء و اقترح دمجها مع الخوارزميات الجينية بثلاث أنواع من نماذج GARCH. حيث استخدم GM المحسن بالخوارزميات الجينية لتعديل أخطاء نماذج GARCH المختلفة لدراسة مؤشرات بورصة الصين HS300 و SZCI، أظهرت النتائج تفوق النموذج المقترح و فعاليته في التنبؤ بتطايير الأسواق المالية، كما قدم مقارنة مفصلة بين مختلف النماذج من حيث القدرة على التنبؤ.
 - اقترح Karathanasopoulos و آخرون في 2016 طريقة للتنبؤ بتحركات البورصة و قام بتطبيقها على مؤشر بورصة اليونان ASE20، و قدم برجة تطويرية تعتمد على الانحدار الذاتي و المتوسطات المتحركة للسلسلة الزمنية و أربع عوامل مالية كمدخلات في النموذج، ثم قام بدمجها بالخوارزميات الجينية لمحاولة تخطي عيوب الطرق المعتادة للتنبؤ. فأظهرت النتائج أداءً عالياً مقارنة بالطرق الأخرى.

2-2 إحصائيات عن المنشورات حول الخوارزميات الجينية في الاقتصاد:

أصدر Alander في 2012 منشورات تضمنت إحصاء لكل المراجع المتعلقة بالخوارزميات الجينية و تصنيفها حسب: الميادين العلمية، سنوات النشر، المواضيع، بلدان النشر... حيث قام بإنجاز عدة قوائم لكل المراجع المعتمدة المتعلقة بالخوارزميات الجينية، من بينها قائمة مراجع الخوارزميات الجينية في العلوم الاقتصادية و التسيير المتعلقة بالاقتصاد، التسيير، التسويق، التجارة، المالية، دعم القرار، الإنتاج...

بما أن هذه الإحصائيات لا تتعدى سنة 2012، قمنا بتحسينها إلى نهاية 2017 بالاعتماد على موقع econbiz.de الخاص بالمنشورات المتعلقة بالعلوم الاقتصادية و الذي يتضمن قاعدة بيانات كبيرة.

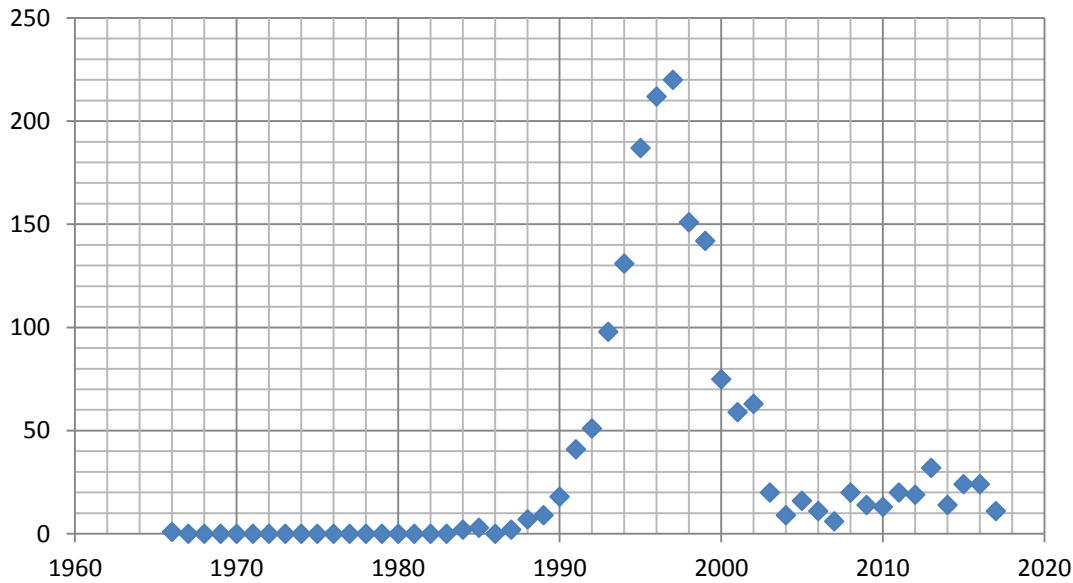
يمثلان الجدول (4) و الشكل (20) منحى لعدد المنشورات في السنة حتى نهاية 2017، التي تم فيها تطبيق الخوارزميات الجينية في مجالات العلوم الاقتصادية حيث يبلغ عددها الكلي 1725. نلاحظ بلوغ العدد ذروته في أواخر التسعينات حيث تتجاوز 200 ثم تناقص العدد تدريجيا في السنوات الأخيرة.

الجدول (4): عدد المنشورات حول الخوارزميات الجينية في مجالات العلوم الاقتصادية

السنة	العدد	السنة	العدد	السنة	العدد	السنة	العدد
1966	1	1979	0	1992	51	2005	16
1967	0	1980	0	1993	98	2006	11
1968	0	1981	0	1994	131	2007	6
1969	0	1982	0	1995	187	2008	20
1970	0	1983	0	1996	212	2009	14
1971	0	1984	2	1997	220	2010	13
1972	0	1985	3	1998	151	2011	20
1973	0	1986	0	1999	142	2012	19
1974	0	1987	2	2000	75	2013	32
1975	0	1988	7	2001	59	2014	14
1976	0	1989	9	2002	63	2015	24
1977	0	1990	18	2003	20	2016	24
1978	0	1991	41	2004	9	2017	11
المجموع 1725							

المصدر: من إعداد الباحث

الشكل (20): تطور تطبيق الخوارزميات الجينية في مجالات العلوم الاقتصادية



المصدر: من إعداد الباحث

خلاصة الباب الأول:

لقد تضمن هذا الباب جميع الجوانب النظرية المحيطة بالتنبؤ بتطویر الأسواق المالية من خلال النماذج القياسية و الخوارزميات الجينية، و كذلك كيف تم استخدامها سابقا في هذا المجال من حيث الدراسات و التطبيقات العملية.

بذلك تم التعرف أولا على منهجية *Box-Jenkins* و شرح مختلف مراحلها التحليلية، فتم التطرق إلى الاستقرارية و شروطها، مروراً باختبارات جذر الوحدة للكشف عن الاستقرارية من عدمها، كذلك نوع السلسلة الغير مستقرة TS أو DS.

بعد ذلك تم شرح عائلة نماذج *ARIMA* و صيغها الرياضية، أي نماذج الانحدار الذاتي *AR*، نماذج المتوسطات المتحركة *MA*، و النماذج المختلطة *ARMA* و المتكاملة *ARIMA*. تشمل المنهجية التعرف على النموذج ثم تقدير معاملات النموذج فاختبار جودة النموذج عن طريق معايير معينة، عند الحصول على النموذج الأنسب يتم القيام بالتنبؤ.

بعد ذلك تم التطرق إلى كيفية صياغة نماذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس الأخطاء و مشتقاتها *ARCH* و *GARCH*، كذلك الاختبارات التي تستعمل للكشف عن أثر عدم تجانس الأخطاء، ثم التعرف على طرق تقديرها و معايير تقييم جودة النماذج و المقارنة بينها قصد اختيار أفضلها.

ثم عرفنا كيف أدرج *Holland* من جامعة *ميشغان* المفاهيم البيولوجية للوراثة و التطور الطبيعي في مجال الحوسبة، فكان أول من اخترع الخوارزميات الجينية و وضع أسسها النظرية سنة 1975. تلى ذلك عدة دراسات مكتملة و تطبيقات عملية أبرزها أعمال *Goldberg* و *De Jong*، حيث قدمت توضيحات أكثر و ساهمت في تطويرها و إعطائها أكثر شهرة.

و استخلصنا أن الخوارزميات الجينية هي إحدى تقنيات الذكاء الاصطناعي تحاكي تفسيرات علمية في الوراثة و التطور الطبيعي، و هي طريقة استدلالية عشوائية حديثة هدفها تقديم مجموعة من أمثل الحلول لمسألة معينة في شكل مجتمع من خلال تغطية نطاق البحث باختبار الحلول الممكنة. تتميز الخوارزميات الجينية عن باقي الطرق بعدة خصائص أهمها: العشوائية كمبدأ لسير عملياتها، تعطي مجتمع من الحلول، يمكن استخدامها في مختلف المجالات العلمية دون حصر بحيث يمكن تطبيقها على أي مسألة ذات نموذج قابل للتقييم، كما تتسم بمرونة الأداء.

أما فيما يخص نهاياتها فيعاب عليها عدم ضمان دائما الحصول على الحل الأمثل في بعض الحالات، و قد تكفي بترجيح حل جيد على الأقل، أسلوبها عام و واحد بحيث أن أداءها من حيث السرعة و الدقة يتأثر بطبيعة

المسألة. و على أي حال هذا لا ينقص من قيمتها التقنية و هي تستحق التطبيق في حالة فشل الطرق المعتادة أو كوسيلة دعم.

الخوارزميات الجينية تعتمد في عملها على عناصر أساسية هي: المجتمع، الأفراد، الترميز، الملاءمة. المجتمع يتألف من مجموعة من الأفراد، كل فرد ممثل بصبغي في شكل سلسلة ترمز بعدة طرق أشهرها الترميز الثنائي، كل صبغي يقيم وفقا لدالة الملاءمة التي تعبر عن مدى جودة الحل و التي يمكن أن تتخذ أي شكل قابل للتقييم.

كما عرفنا أن الخوارزميات الجينية تسير وفقا لخطوات متسلسلة في شكل حلقة من العمليات تتمثل في كل من: الانتقاء، التكاثر، الطفرة، الاستبدال. لكل عملية عدة أشكال أو أنواع أو خيارات مختلفة للاختيار. بعد تشكيل جيل ابتدائي للمجتمع يقيم جميع أفرادها حسب دالة الملاءمة، ثم يتم انتقاء أبوين من أجل التكاثر فيجري العبور بين الصبغيات بتبادل القطع، بعدها إحداث الطفرة بتغيير في الأليلات. بذلك ينتج أولاد جدد يقيمون أيضا وفقا لدالة الملاءمة، فيستبدل الأفراد الأسوء ملاءمة من الجيل الحالي بالأفراد الأفضل ملاءمة من الأولاد الجدد، بذلك ينتج جيل جديد للمجتمع. ثم إعادة عملية الانتقاء و تستمر حلقة عمليات الخوارزمية إلى حين توفر معايير التوقف التي يختارها الباحث.

و رأينا أيضا إمكانيات استخدام الخوارزميات الجينية في التنبؤ بتطايير الأسواق المالية، فتم عرض أمثلة عن الدراسات السابقة في هذا المجال فاطلعنا على استنتاجات أهم الدراسات و التطبيقات المنجزة من طرف عدة باحثين في شكل مقالات أو منشورات. و عرضنا إحصائيات لمشتقات نماذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس الأخطاء و دراسات حول الخوارزميات الجينية في الاقتصاد القياسي.

لكن رغم ذلك، يبقى كل ما ورد في الباب الأول مجرد جوانب نظرية تطرق إليها مختلف الباحثين سابقا في الكتب و المقالات و المذكرات. و هذا لا يعتبر كافيا لفهم الموضوع بكامل جوانبه إذ ينقصه الجانب التطبيقي، لذلك من الضروري محاولة استخدام الخوارزميات الجينية في التنبؤ و تجريبها في دراسة حالة ميدانية على أرض الواقع، لغرض التأكد و التحقق من الجوانب النظرية و الوقوف على الجوانب التطبيقية من خلال تحليل النتائج. و هذا ما يتيحها الباب الثاني الذي يعرض دراسة حالة التنبؤ بتطايير ثلاث أسواق مالية بالاعتماد على السلاسل الزمنية للمؤشرات: *Dow Jones* و *Madex, Tunidex*.

الباب الثاني: الدراسة التطبيقية

تمهيد:

بعد التطرق إلى المفاهيم النظرية لنماذج التنبؤ بتطير الأسواق المالية، و كذلك المفاهيم النظرية للخوارزميات الجينية و شرح كيفية و مبادئ عملها، ثم أهم التطبيقات والدراسات السابقة في هذا الشأن. حاولنا فيما بعد إجراء دراسة تطبيقية أين وقع اختيارنا على ثلاث أسواق مالىة هي: سوق تونس، المغرب، الولايات المتحدة الأمريكية. وذلك للتنبؤ بتطير هذه الأسواق باستخدام نموذج خوارزمية جينية و اختبار فعاليتها ثم الخروج أخيرا بمجموعة من النتائج.

الفصل الأول: عينة الدراسة و الأدوات المستخدمة:

كما ذكرنا سابقا يمكن استخدام خوارزميات الجينية على مجال واسع و متنوع من الحالات و المسائل. بذلك يمكن تطبيقها على التنبؤ بتطير الأسواق المالية و تشكيل النموذج الأمثل عن طريق دمجها بالطرق القياسية المتمثلة في ARIMA و GARCH. العينة المختارة في هذه الدراسة هي السلاسل الزمنية مدتها عشر سنوات من 2008 الى 2018 لثلاث مؤشرات بورصة هي: *Dow Jones 30*، *Madex*، *Tunindex*.

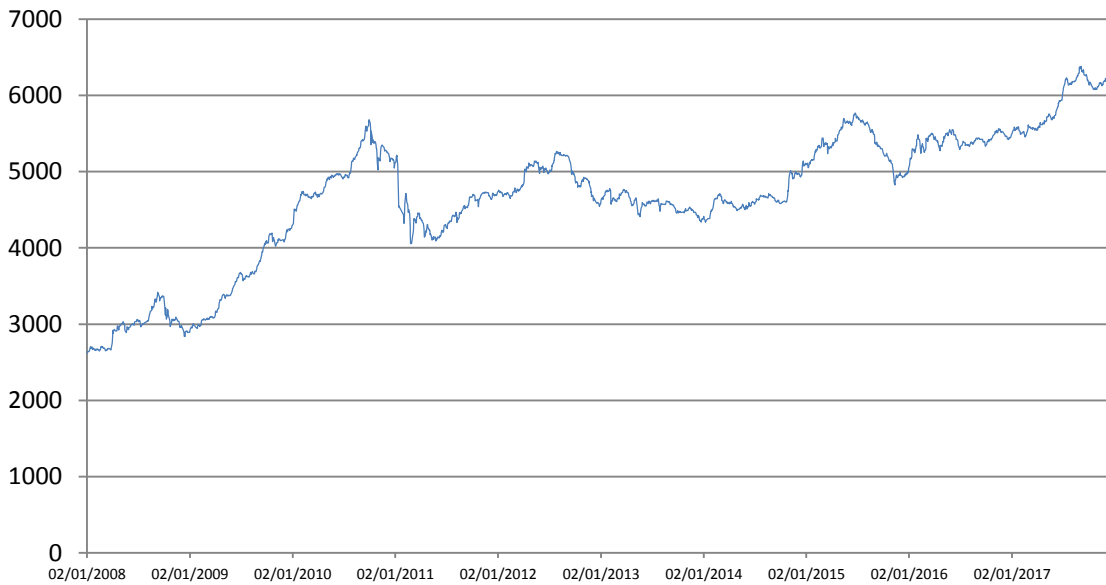
1- تعريف عينات المؤشرات المدروسة:

تم جمع المعلومات حول المؤشرات الرئيسية لثلاث بورصات، إثنان محليان أي في شمال إفريقيا هما *Tunindex* التونسي و *Madex* المغربي، و آخر عالمي هو *Dow Jones* الأمريكي. حيث تم بالاستعانة بموقع *investing.com* لتسجيل قيمها في شكل سلاسل زمنية مدتها عشر سنوات. لاحظنا أن العامل المشترك بينها أنها تعرف أعلى مستوياتها حالياً.

1-1 مؤشر *Tunindex*:

Tunindex هو المؤشر الرئيسي لبورصة تونس يشمل حوالي 75 شركة تونسية. لدينا سلسلة زمنية لقيمه ب 2482 ملاحظة من 2008/01/02 إلى 2017/12/29. و هي كالتالي:

الشكل (21): تطور مؤشر *Tunindex*



المصدر: من إعداد الباحث

نلاحظ في الشكل (21) تطور قيمة المؤشر خلال عشر سنوات الاخيرة، في بداية 2008 كان يبلغ قيمة 2621.91 و استمر في التطور حيث بلغ في سبتمبر 2010 قيمة 5681 ، ثم تناقص في ظرف ثلاث أشهر إلى حوالي 4000 بسبب الأوضاع السياسية في تونس في ذلك الوقت. يظهر التطور متذبذباً ما بين 2012 و 2016، في 2017 بلغ أعلى مستوياته حيث تحطى عتبة 6000 لأول مرة، فقدرت أعلى قيمة في 2017/09/30 ب 6382.25. آخر قيمة مسجلة هي 6281.83.

2-1 مؤشر Madex:

Madex هو المؤشر الرئيسي لبورصة الدار البيضاء يشمل 62 شركة مغربية. لدينا سلسلة زمنية لقيمه ب 1900 ملاحظة من 2010/05/19 إلى 2017/12/29. و هي كالتالي:

الشكل (22): تطور مؤشر *Madex*

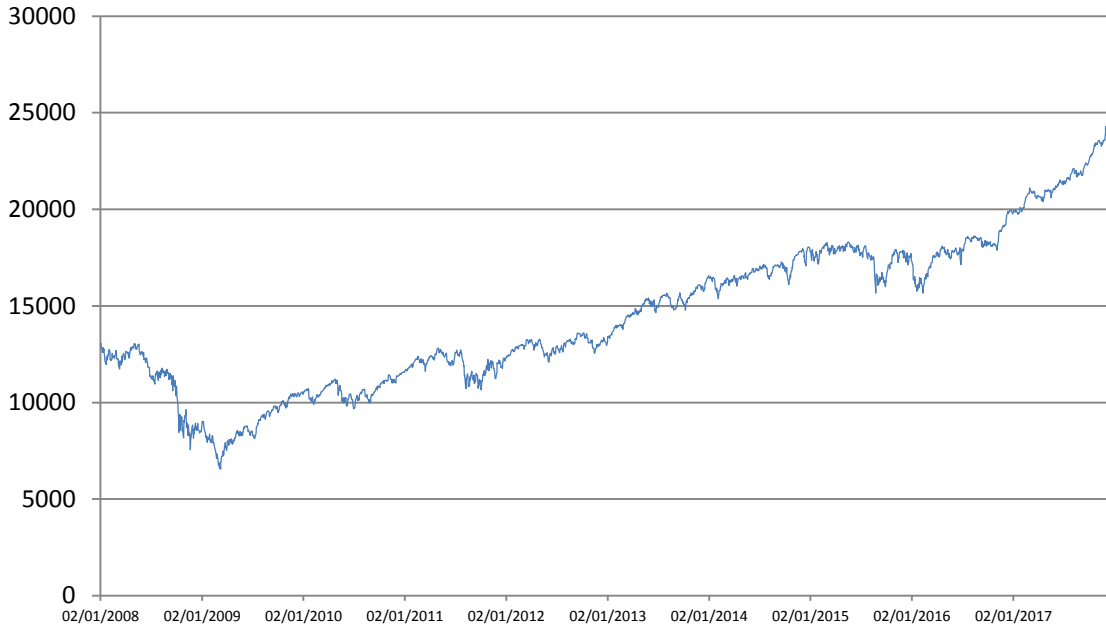
المصدر: من إعداد الباحث

نلاحظ في الشكل (22) تطور قيمة المؤشر خلال سبع سنوات و نصف الاخيرة، كان يبلغ على مستوياته في البداية حيث كانت أعلى قيمة 10965.49 في 2011/01/12. ثم استمر في تناقص متذبذب حتى 2013 أين بلغ أدنى مستوى له 6782. يظهر تطور القيم متذبذبا ما بين 2014 و 2016، في 2017 قفز ليعود كما كان في 2010 و يتجاوز 10000 حيث يعرف استقرارا نسبيا في هذا المستوى حاليا. آخر قيمة مسجلة هي 10100.32.

3-1 مؤشر Dow Jones:

Dow Jones هو المؤشر الرئيسي لبورصة نيويورك و هو أقدم مؤشر في العالم يشمل 30 أكبر شركة صناعية أمريكية، مثل: *Boing*، *Coca cola*، *Nike*، *Microsoft*... لدينا سلسلة زمنية لقيمه ب 2517 ملاحظة من 2008/01/02 إلى 2017/12/29. و هي كالتالي:

الشكل (23): تطور مؤشر Dow Jones



المصدر: من إعداد الباحث

نلاحظ في الشكل (23) تطور قيمة المؤشر خلال عشر سنوات الاخيرة، في بداية 2008 كان يبلغ قيمة 13043.96، ثم تناقص إلى أدنى مستوى بسبب الأزمة المالية العالمية ليبلغ 6545.05 في مارس 2009، بعد ذلك سجل تزايدا متذبذبا على مر ثمان سنوات. مع حلول 2017 تخطى حاجز 20000 و استمر في التزايد حيث يبلغ أعلى مستوياته في العشر سنوات الأخيرة حاليا حيث بلغ 24837.51 في 2017/12/28. آخر قيمة مسجلة هي 24719.22.

2- صياغة المعطيات و النموذج الرياضي للمسألة:

الهدف من هذه الدراسة هو الحصول على أفضل نموذج ممكن للتنبؤ بتطير الأسواق المالية المدروسة، أي السلاسل الزمنية التي لدينا. كما ذكرنا سابقا المعيار الأساسي لأحسن تقدير نماذج التطير هو تعظيم دالة الأرجحية، و طالما شكّل هذا عائقا أمام الباحثين في هذا المجال. بذلك حاولنا في هذا البحث تحقيق أقصى تعظيم للأرجحية باستخدام الخوارزميات الجينية.

منهج الطريقة المقترحة هو مزج بين المفاهيم النظرية التي تطرقنا إليها سابقا لكل من النماذج القياسية و الخوارزميات الجينية، حيث نبني نمودجا للخوارزميات الجينية وفقا لمبادئ ARIMA و GARCH. حيث تكون الفرد هو نموذج التنبؤ، الجينات هي معاملات النموذج و دالة الأرجحية هي دالة الملاءمة.

بذلك تنطلق الخوارزمية بمجتمع من النماذج تتكاثر عبر الأجيال، فنتقل الجينات فيما بينها إضافة إلى حدوث الطفرات في القيم. وفقا لمبدأ الانتقاء الطبيعي أي البقاء للأصلح حسب الملاءمة المتمثلة في الأرجحية، تتطور النماذج جيلا بعد جيل حتى نوقف الخوارزمية بناء على تقديرنا عند بلوغ أقصى تعظيم للملاءمة.

بناء على ما سبق من مفاهيم نظرية، قمنا بتشكيل نموذج عام شامل يتكيف مع رتب ARIMA (3 رتب) GARCH (رتبتين) مع إمكانية التصرف فيه، حيث لغرض تجريب عدة نماذج تحذف معاملات حسب رغبة الباحث عن طريق تعويضها ب 0. يصاغ النموذج كالتالي:

$$fitness = \max LL$$

$$LL = \sum_{t=1}^n l_t$$

$$l_t = \ln \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}_t^2}} \right) e^{-0,5 \frac{\varepsilon_t^2}{\hat{\sigma}_t^2}}$$

$$\hat{\sigma}_t^2 = a_0 + a_1\varepsilon_{t-1}^2 + a_2\varepsilon_{t-2}^2 + \beta_1\sigma_{t-1}^2 + \beta_2\sigma_{t-2}^2$$

$$\begin{cases} (a_0; a_1; a_2; \beta_1; \beta_2) > 0 \\ (a_1 + a_2 + \beta_1 + \beta_2) < 1 \end{cases}$$

$$\Delta\hat{x}_t = \theta_1\Delta x_{t-1} + \theta_2\Delta x_{t-2} + \theta_3\Delta x_{t-3} + \alpha_1\varepsilon_{t-1} + \alpha_2\varepsilon_{t-2} + \alpha_3\varepsilon_{t-3} + bt + c$$

$$\varepsilon_t = \hat{x}_t - x_t$$

3- الأدوات المستخدمة:

في هذه الدراسة سيتم حل المسألة بطريقتين مختلفتين لغرض التأكد و التحقق من النتائج، و كذلك لغرض إجراء المقارنة. الطريقة الأولى هي الطرق القياسية المعتادة التي تطرقنا إليها سابقا، فنعتمد على برنامج *Eviews* الخاص بالاقتصاد القياسي للقيام بمختلف العمليات.

الطريقة الثانية هي الطريقة التي يقوم عليها هذا البحث المتمثلة في الخوارزميات الجينية، إذ أنّ الحل لا يتم بطرق حسابية تقليدية أو يدوية و إنما يعتمد بالأساس على برامج الكمبيوتر، و ذلك نظرا لكونها خوارزميات تقوم على سلسلة من التكرارات الحسابية. و بذلك استخدام الخوارزميات الجينية يتطلب تصميم خوارزمية في شكل برنامج كمبيوتر باستعمال MATLAB أو غيره من أدوات البرمجة. أو يمكن استخدام برامج خاصة بالخوارزميات

الجينية مثل برنامج *Evolver* ، و هو برنامج جديد يحل المسائل باستخدام الخوارزميات الجينية، و هو البرنامج المعتمد في هذا البحث.

3-1 برنامج *Eviews*:

Eviews (Econometric Views) هو عبارة عن برنامج مطور من طرف (Quantitative QMS Micro Software) و تنتجه حاليا شركة IHS (النسخة 9 هي المستخدمة في البحث)، يضم مجموعة من الأدوات الإحصائية الممكن الاعتماد عليها في الاقتصاد القياسي بما فيها نماذج التنبؤ، بحيث يتيح هذا البرنامج تقدير مختلف نماذج المتغيرات بأنواعها و الاختبارات الإحصائية اللازمة.

و من بين الأدوات المتاحة منحنيات الارتباط الذاتي، اختبارات الاستقرار و التشويش الأبيض، اختبارات جذر الوحدة، تقدير نماذج ARIMA و GARCH، اختبارات ARCH . و هو يعتمد على خوارزمية BFGS في تقدير النماذج الغير الخطية مثل GARCH.

3-2 برنامج *Evolver*

تعني كلمة *Evolver* باللغة الإنجليزية "المطور" مصدرها *Evolution* أي "التطور" ، و يقصد هنا التطور الطبيعي وفقا للنظرية الداروينية ذات المبدأ "البقاء للأصلح"، و هو برنامج مخصص لحل مختلف مسائل الأمثلة و بحوث العمليات المتعلقة بعملية اتخاذ القرار باستعمال الخوارزميات الجينية.

يعتمد عمل هذا البرنامج على برنامج *Excel* الذي يأتي ضمن برامج *Microsoft office* المعروفة، حيث يظهر بعد تشغيله كبرنامج مكمل في لوحة *Excel*. يعتبر برنامج *Evolver* سهل و بسيط الاستعمال حيث يتطلب فقط معرفة عامة في تشغيل الكمبيوتر و معرفة أساسيات برنامج *Excel* المتعلقة بإدخال البيانات، إجراء العمليات الحسابية، صياغة الدوال، تنظيم الخانات و الجداول...

برنامج *Evolver* هو من إنتاج شركة *Palisade Corporation* للبرمجيات، و هو أحد برامج مجموعة *Palisade Decision Tools* هي مجموعة برامج لأدوات كمية تستعمل في دعم اتخاذ القرار تتضمن:

- برنامج *Evolver* للخوارزميات الجينية.
- برنامج *@Risk* لأمثلية الحد من الأخطار.
- برنامج *Neural Tools* للشبكات العصبية.
- برنامج *Tree Precision* لطريقة شجرة القرار.

- برنامج *Risk Optimizer* لمحاكاة الأخطار بطريقة *Monte Carlo*.
- برنامج *Stat Tools* للإحصاء.
- برنامج *Top Rank* لأمثلية المخرجات.

كل هذه البرامج تعمل مع برنامج *Excel*، كما تتضمن هذه المجموعة دليل استعمال و مجموعة أمثلة تطبيقية لكل البرامج لتوضيح كيفية الاستعمال.

بعد تشكيل النموذج الحسابي للمسألة في *Excel* الذي يتضمن دالة الملاءمة و متغيرات الصبغيات و القيود، تتمثل مهمة *Evolver* في تطبيق حلقة عمليات الخوارزميات الجينية المتكررة المتمثلة في: التقييم، الانتقاء، التكاثر، الطفرة، القبول و الاستبدال. التوقف يكون إما تلقائي حسب خيار التوقف المحدد في البرنامج أو يدوي حسب تقدير الباحث.

يتم تشكيل نموذج حسابي على صفحة *Excel* في شكل جداول تتضمن الحسابات اللازمة لنموذجنا المقترح، حيث تكون الواجهة كما في الشكل :

الشكل (24): تشكيل النموذج على *Excel*

t	DATE	x_t	\hat{x}_t	ε_{t-1}	ε_{t-2}	ε_{t-3}	ε^2	Δx_{t-1}	Δx_{t-2}	Δx_{t-3}	ε_{t-1}^2	ε_{t-2}^2	$\hat{\sigma}_t^2$	l_t
1														
2														
3														
4														
5														
6														
7														
8														
9														
10														
11														
12														
13														
14														
15														
16														
17														
18														
19														
20														
21														

المصدر: من إعداد الباحث

الفصل الثاني: تحليل نتائج الدراسة و مناقشتها

استنادا إلى النموذج الذي تم صياغته و السلاسل الزمنية لمؤشرات الأسواق المدروسة، و بالاعتماد على الأدوات المذكورة، لابد من الحصول على النتائج المتمثلة في نماذج للتنبؤ. بما أن التنبؤ سيتم بطريقتين لابد أيضا من إجراء مقارنة بينهما لإبداء الميزات و النقائص، ثم تحليل النتائج و مناقشتها، و في الأخير التوصل إلى استنتاجات حول الدراسة.

1- نتائج الدراسة:

فيما يلي عرض للنتائج المتحصل عليها بعد استخدام كل من برنامج *Eviews* و برنامج *Evolver* في التنبؤ. نظرا لكون النماذج استخرجت بطريقتين مختلفتين، يجب إجراء مقارنة توضح ميزات و نقائص كل واحدة وفقا لمعايير معينة.

1-1 عرض النتائج:

نتائج تطبيق الطريقتين على السلاسل الزمنية لكل مؤشر هي كما يلي:

1-1-1 النتائج الخاصة بمؤشر *Tunindex*:1-1-1-1 نتائج *Eviews*:

- دراسة الاستقرار:

الشكل (25): منحنى دالة الارتباط الذاتي لسلسلة *Tunindex*

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.998	0.998	2473.8	0.000
		2	0.995	-0.045	4936.4	0.000
		3	0.993	-0.009	7387.5	0.000
		4	0.990	-0.007	9827.2	0.000
		5	0.988	0.004	12256.	0.000
		6	0.985	0.011	14673.	0.000
		7	0.983	0.010	17079.	0.000
		8	0.981	0.019	19475.	0.000
		9	0.978	-0.012	21861.	0.000
		10	0.976	-0.012	24236.	0.000
		11	0.973	-0.006	26600.	0.000
		12	0.971	-0.006	28953.	0.000
		13	0.968	-0.005	31295.	0.000
		14	0.966	-0.008	33626.	0.000
		15	0.963	-0.008	35946.	0.000
		16	0.961	-0.012	38254.	0.000
		17	0.958	-0.018	40551.	0.000
		18	0.955	-0.019	42835.	0.000
		19	0.953	-0.016	45107.	0.000
		20	0.950	0.001	47366.	0.000

المصدر: من إعداد الباحث

من الشكل (25) يتضح عدم استقرار السلسلة لأن كل معاملات الارتباط الذاتي في جميع الفجوات خارج مجال الثقة.

● إختبارات جذر الوحدة:

الجدول (5): إختبارات جذر الوحدة لسلسلة *Tunindex*

تقدير النموذج 3

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
X(-1)	-0.001973	0.001090	-1.809540	0.0705
C	8.810193	3.872496	2.275068	0.0230
@TREND(« 1 »)	0.001542	0.001317	1.170785	0.2418

تقدير النموذج 2

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
X(-1)	-0.000899	0.000589	-1.525456	0.1273
C	5.689100	2.809065	2.025265	0.0429

تقدير النموذج 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
X(-1)	0.000275	0.000107	2.566560	0.0103

المصدر: من إعداد الباحث

عند تقدير النموذج 3 نجد: $t_b^* = 1.17 < t_b^{0.05} = 2.78$ بذلك نقبل فرضية العدم أي $b=0$ ، نمر إلى تقدير النموذج 2 حيث: $t_c^* = 2.02 < t_c^{0.05} = 2.52$ فنقبل H_0 أي $c=0$ ، بعد تقدير النموذج 1 نلاحظ: $t_\phi^* = 2.56 > t_\phi^{0.05} = -1.95$ نلاحظ: $t_\phi^* = 2.56 > t_\phi^{0.05} = -1.95$ بذلك هناك سيروية DS بدون ثابت: $x_t = x_{t-1} + \varepsilon_t$ منحني دالة إرتبطها الذاتي كما يلي:

الشكل (26): منحني دالة الارتباط الذاتي للسلسلة المستقرة *Tunindex*

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.254	0.254	160.08	0.000
		2	0.099	0.037	184.44	0.000
		3	0.047	0.015	190.03	0.000
		4	0.002	-0.018	190.04	0.000
		5	-0.009	-0.008	190.22	0.000
		6	-0.032	-0.029	192.73	0.000
		7	-0.068	-0.055	204.08	0.000
		8	0.014	0.050	204.54	0.000
		9	0.033	0.029	207.18	0.000
		10	0.024	0.008	208.57	0.000
		11	0.059	0.047	217.23	0.000
		12	0.003	-0.029	217.26	0.000
		13	-0.016	-0.022	217.90	0.000
		14	0.039	0.048	221.65	0.000
		15	0.032	0.023	224.25	0.000
		16	0.072	0.064	237.34	0.000
		17	0.075	0.043	251.46	0.000
		18	0.072	0.043	264.57	0.000
		19	-0.006	-0.054	264.65	0.000
		20	0.023	0.025	265.96	0.000

المصدر: من إعداد الباحث

● إختيار نموذج ARIMA:

الشكل (26) لا يوضح عدد رتب ARIMA اللازمة للنموذج، عليه قمنا بتجريب عدة رتب و النموذج الأمثل حسب معنوية المعاملات و معيار AIC هو النموذج ARIMA(3 ;1 ;2).

الجدول (6): تقدير نموذج ARIMA(3 ;1 ;2) لسلسلة Tunindex

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	1.314306	0.044817	29.32621	0.0000
AR(2)	-1.147518	0.053159	-21.58634	0.0000
AR(3)	0.235431	0.022906	10.27836	0.0000
MA(1)	-1.070913	0.040610	-26.37061	0.0000
MA(2)	0.911661	0.037121	24.55898	0.0000
R-squared	0.070645	Mean dependent var		1.475179
Adjusted R-squared	0.069144	S.D. dependent var		25.40433
S.E. of regression	24.51032	Akaike info criterion		9.238148
Sum squared resid	1487472.	Schwarz criterion		9.249870
Log likelihood	-11454.92	Hannan-Quinn criter.		9.242405
Durbin-Watson stat	2.004361			

المصدر: من إعداد الباحث

● اختبار ARCH:

الجدول (7): اختبار ARCH لسلسلة Tunindex

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	688.1002	Prob. F(1,2478)		0.0000
Obs*R-squared	538.9875	Prob. Chi-Square(1)		0.0000
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	320.1835	42.05674	7.613132	0.0000
RESID^2(-1)	0.466189	0.017772	26.23166	0.0000
R-squared	0.217334	Mean dependent var		599.7807
Adjusted R-squared	0.217018	S.D. dependent var		2289.654
S.E. of regression	2026.030	Akaike info criterion		18.06635
Sum squared resid	1.02E+10	Schwarz criterion		18.07104
Log likelihood	-22400.27	Hannan-Quinn criter.		18.06805
F-statistic	688.1002	Durbin-Watson stat		2.002114
Prob(F-statistic)	0.000000			

المصدر: من إعداد الباحث

يظهر من الجدول (7) أن: $\chi^2_{0.05}(n) = 34.77 < nR^2 = 538.98$ أي يوجد أثر ARCH مما يسلمز نموذج GARCH لمعالجة عدم ثبات تباين الأخطاء.

● إختيار نموذج GARCH:

بعد تجريب عدة رتب GARCH و ARIMA، النموذج الأمثل حسب معنوية و شروط المعاملات و معيار AIC هو النموذج GARCH(1 ;1) مع ARIMA(2 ;1 ;1). نلاحظ في الجدول (8) أن جميع إحصائيات معاملات النموذج تفوق القيمة النظرية 1.96.

الجدول (8): تقدير النموذج GARCH(1 ;1) لسلسلة *Tunindex*

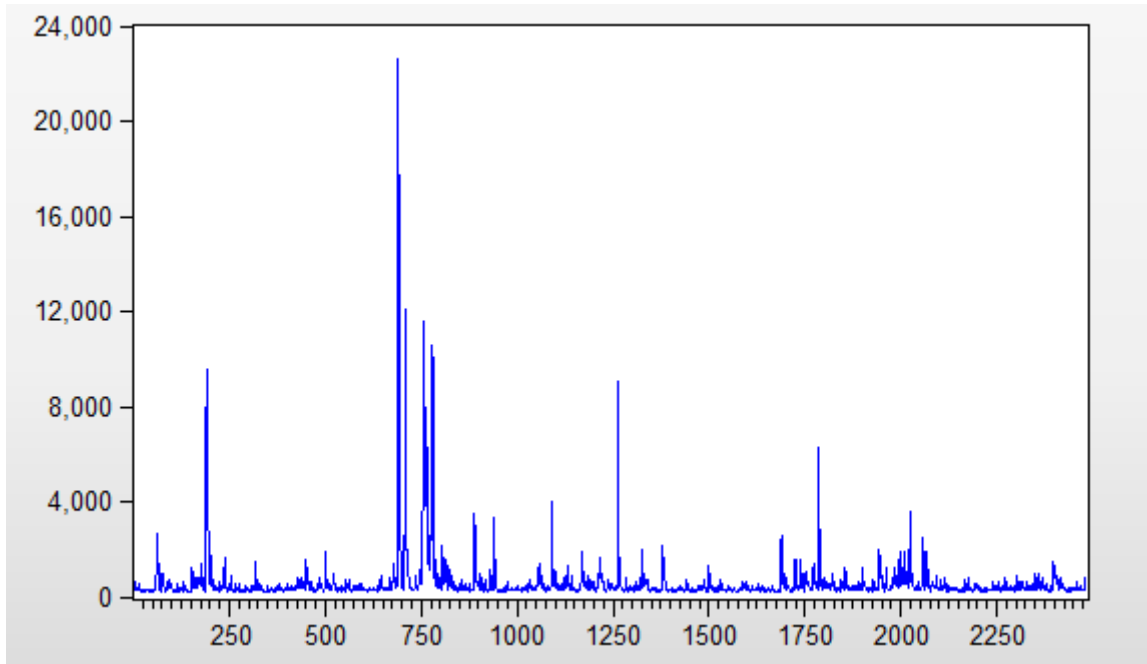
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	1.660181	0.704742	2.355727	0.0185
AR(1)	1.159010	0.053952	21.48223	0.0000
AR(2)	-0.206517	0.030867	-6.690505	0.0000
MA(1)	-0.912757	0.046204	-19.75492	0.0000
Variance Equation				
C	99.34773	8.958687	11.08954	0.0000
RESID(-1)^2	0.287542	0.017618	16.32089	0.0000
GARCH(-1)	0.536581	0.026965	19.89910	0.0000
R-squared	0.064065	Mean dependent var		1.475179
Adjusted R-squared	0.062931	S.D. dependent var		25.40433
S.E. of regression	24.59198	Akaike info criterion		8.901844
Sum squared resid	1498004.	Schwarz criterion		8.918254
Log likelihood	-11035.74	Hannan-Quinn criter.		8.907804
Durbin-Watson stat	2.002009			

المصدر: من إعداد الباحث

بالتالي نموذج التنبؤ هو كما يلي:

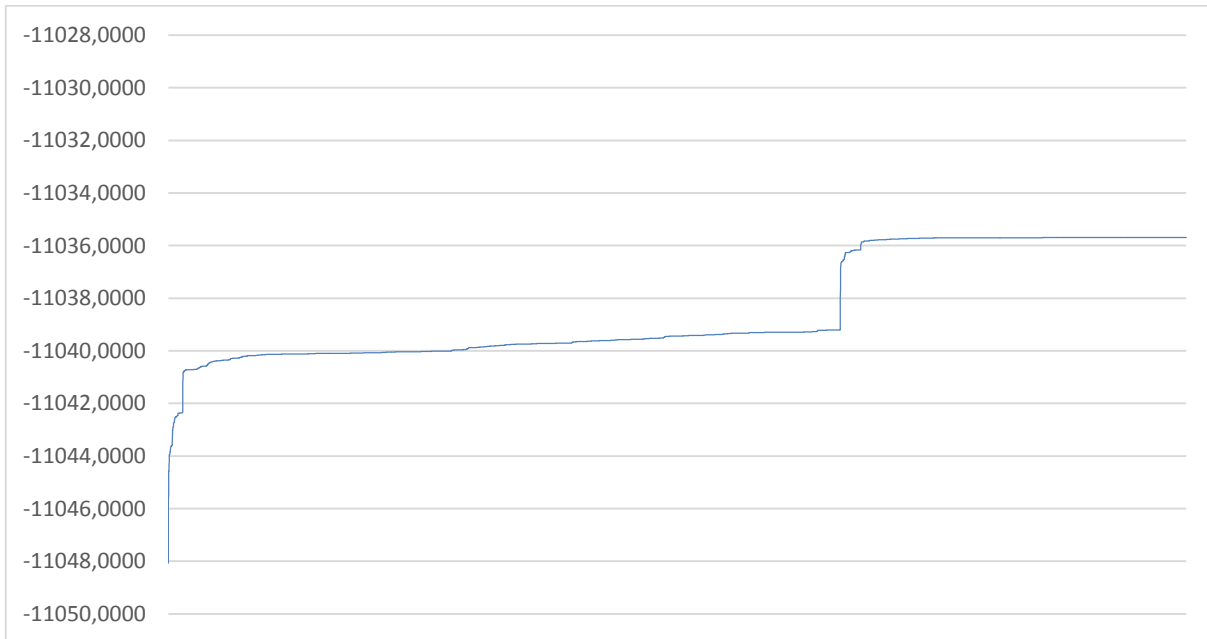
$$\Delta \hat{x}_t = 1.159\Delta x_{t-1} - 0.2065\Delta x_{t-2} - 0.9127\varepsilon_{t-1} + 1.6601(1 - 1.159 + 0.2065)$$

$$\hat{\sigma}_t^2 = 99.3477 + 0.2875\varepsilon_{t-1}^2 + 0.5365\sigma_{t-1}^2$$

الشكل (27): منحنى التباين المشروط لسلسلة *Tunindex* (*Eviews*)

المصدر: من إعداد الباحث

2-1-1-1 نتائج Evolver:

الشكل (28): منحنى تطور الملاءمة عبر الأجيال لسلسلة *Tunindex*

المصدر: من إعداد الباحث

بعد تشغيل الخوارزميات الجينية لمختلف الرتب، حيث استغرقت تكرارات العمليات عدة ساعات من خلال تعاقب الأجيال لبلوغ أقصى قيمة ملائمة كما يظهر الشكل (28)، بذلك تحصلنا على النموذج الأمثل للتنبؤ و هو كما يلي:

$$\Delta \hat{x}_t = 1.1534\Delta x_{t-1} - 0.2042\Delta x_{t-2} - 0.9074\varepsilon_{t-1} + 0.0824$$

$$\hat{\sigma}_t^2 = 98.8441 + 0.2876\varepsilon_{t-1}^2 + 0.5379\sigma_{t-1}^2$$

$$LL = -11035.69$$

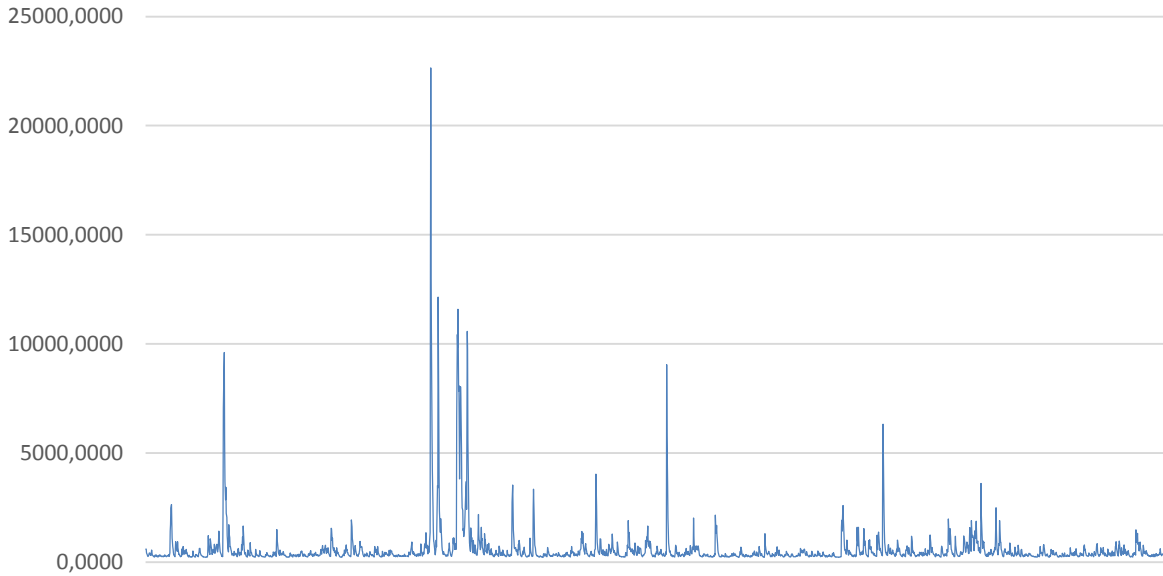
$$AIC = 8.9018$$

الجدول (8): التنبؤ بالقيم المستقبلية لمؤشر *Tunindex*

02/01/2018	6289,1844	09/01/2018	6308,1188
03/01/2018	6293,7863	10/01/2018	6311,3513
04/01/2018	6297,6744	11/01/2018	6314,4787
05/01/2018	6301,3013	12/01/2018	6317,5081
08/01/2018	6304,773	15/01/2018	6320,4459

المصدر: من إعداد الباحث

الشكل (29): منحنى التباين المشروط (*Evolver*) لسلسلة *Tunindex*



المصدر: من إعداد الباحث

يبين الشكل (30) تشابه كبير بين منحنى القيم المقدرة بالأحمر و منحنى القيم الحقيقية بالأزرق، مما يثبت فعالية النموذج في التنبؤ.

الشكل (30): منحى القيم المقدرة لمؤشر *Tunindex*

المصدر: من إعداد الباحث

2-1-1 النتائج الخاصة بمؤشر Madex:

1-2-1-1 نتائج Eviews:

- دراسة الاستقرارية:

الشكل (31): منحنى دالة الارتباط الذاتي لسلسلة Madex

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.997	0.997	1892.7	0.000
		2	0.994	-0.093	3774.3	0.000
		3	0.991	-0.002	5644.5	0.000
		4	0.988	0.066	7504.7	0.000
		5	0.985	0.027	9355.9	0.000
		6	0.983	0.005	11198.	0.000
		7	0.980	0.006	13032.	0.000
		8	0.978	0.030	14858.	0.000
		9	0.975	-0.012	16675.	0.000
		10	0.973	-0.026	18483.	0.000
		11	0.970	-0.042	20282.	0.000
		12	0.967	-0.012	22071.	0.000
		13	0.963	-0.035	23849.	0.000
		14	0.960	-0.025	25615.	0.000
		15	0.957	-0.007	27371.	0.000
		16	0.954	-0.012	29115.	0.000
		17	0.950	0.022	30848.	0.000
		18	0.947	0.006	32571.	0.000
		19	0.944	-0.006	34284.	0.000
		20	0.941	-0.018	35985.	0.000

المصدر: من إعداد الباحث

من الشكل (31) يتضح عدم استقرار السلسلة لأن كل معاملات الارتباط الذاتي في جميع الفجوات خارج مجال الثقة.

- اختبارات جذر الوحدة:

الجدول (9): اختبارات جذر الوحدة لسلسلة Madex

تقدير النموذج 3

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
X(-1)	-0.001154	0.001261	-0.915726	0.3599
C	5.075156	11.39282	0.445470	0.6560
@TREND("1")	0.004996	0.002400	2.081883	0.0375

تقدير النموذج 2

X(-1)	-0.001532	0.001249	-1.226795	0.2201
C	13.04327	10.74011	1.214445	0.2247

تقدير النموذج 1

X(-1)	-2.66E-05	0.000151	-0.175720	0.8605
-------	-----------	----------	-----------	--------

المصدر: من إعداد الباحث

عند تقدير النموذج 3: $t_b^* = 2.08 < t_b^{0.05} = 2.78$ بذلك نقبل فرضية العدم أي $b=0$ ، نمر إلى تقدير النموذج 2 حيث: $t_c^* = 1.21 < t_c^{0.05} = 2.52$ فنقبل H_0 أي $c=0$ ، بعد تقدير النموذج 1 نلاحظ: $t_\emptyset^* = -0.17 > t_\emptyset^{0.05} = -1.95$ بذلك هناك سيروية DS بدون ثابت: $x_t = x_{t-1} + \varepsilon_t$ منحني دالة إرتبطها الذاتي كما يلي:

الشكل (32): منحني دالة الارتباط الذاتي للسلسلة المستقرة *Madex*

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.182	0.182	63.107	0.000
		2	0.040	0.007	66.167	0.000
		3	-0.045	-0.056	70.076	0.000
		4	-0.038	-0.021	72.829	0.000
		5	-0.020	-0.006	73.556	0.000
		6	-0.037	-0.035	76.205	0.000
		7	-0.041	-0.032	79.482	0.000
		8	-0.020	-0.007	80.254	0.000
		9	0.044	0.049	83.969	0.000
		10	0.060	0.040	90.820	0.000
		11	0.032	0.007	92.724	0.000
		12	0.059	0.054	99.478	0.000
		13	0.029	0.014	101.07	0.000
		14	0.015	0.007	101.49	0.000
		15	-0.016	-0.013	101.98	0.000
		16	-0.048	-0.034	106.32	0.000
		17	-0.007	0.017	106.40	0.000
		18	-0.013	-0.010	106.74	0.000
		19	0.014	0.014	107.10	0.000
		20	0.036	0.032	109.58	0.000

المصدر: من إعداد الباحث

- إختيار نموذج ARIMA:

الشكل (32) لا يوضح عدد رتب ARIMA اللازمة للنموذج، و عليه قمنا بتجريب عدة رتب فكان أفضل نموذج حسب معنوية المعاملات و معيار AIC هو النموذج $ARIMA(1; 1; 0)$.

الجدول (10): تقدير نموذج $ARIMA(1; 1; 0)$ لسلسلة *Madex*

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.182200	0.022572	8.071933	0.0000
R-squared	0.033188	Mean dependent var		-0.035334
Adjusted R-squared	0.033188	S.D. dependent var		56.78360
S.E. of regression	55.83339	Akaike info criterion		10.88317
Sum squared resid	5916764.	Schwarz criterion		10.88609
Log likelihood	-10332.57	Hannan-Quinn criter.		10.88424
Durbin-Watson stat	2.002421			

المصدر: من إعداد الباحث

● اختبار ARCH:

الجدول (11): اختبار ARCH لسلسلة *Madex*

Heteroskedasticity Test: ARCH

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
F-statistic	247.2807		Prob. F(1,1896)	0.0000
Obs*R-squared	218.9815		Prob. Chi-Square(1)	0.0000
C	2058.565	169.2913	12.15990	0.0000
RESID^2(-1)	0.339662	0.021600	15.72516	0.0000

المصدر: من إعداد الباحث

يظهر من الجدول (11) أن: $nR^2 = 218.98 > \chi^2_{0.05}(n) = 34.77$ بذلك يوجد أثر ARCH مما يسلمز نموذج GARCH لمعالجة عدم ثبات تباين الأخطاء.

● إختيار نموذج GARCH:

بعد تجريب عدة رتب GARCH و ARIMA، النموذج الأمثل حسب معنوية و شروط المعاملات و معيار AIC هو النموذج GARCH(1;2) مع ARIMA(1;1;0). من الجدول (12) جميع إحصائيات معاملات النموذج تفوق القيمة النظرية 1.96.

الجدول (12): تقدير النموذج GARCH(1;2) لسلسلة *Madex*

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.101494	0.025307	4.010432	0.0001
Variance Equation				
C	178.4331	30.05033	5.937810	0.0000
RESID(-1)^2	0.173362	0.019200	9.029418	0.0000
GARCH(-1)	0.336476	0.091758	3.666974	0.0002
GARCH(-2)	0.433845	0.078790	5.506360	0.0000
R-squared	0.026676	Mean dependent var		-0.035334
Adjusted R-squared	0.026676	S.D. dependent var		56.78360
S.E. of regression	56.02110	Akaike info criterion		10.69624
Sum squared resid	5956614.	Schwarz criterion		10.71085
Log likelihood	-10151.08	Hannan-Quinn criter.		10.70162
Durbin-Watson stat	1.838492			

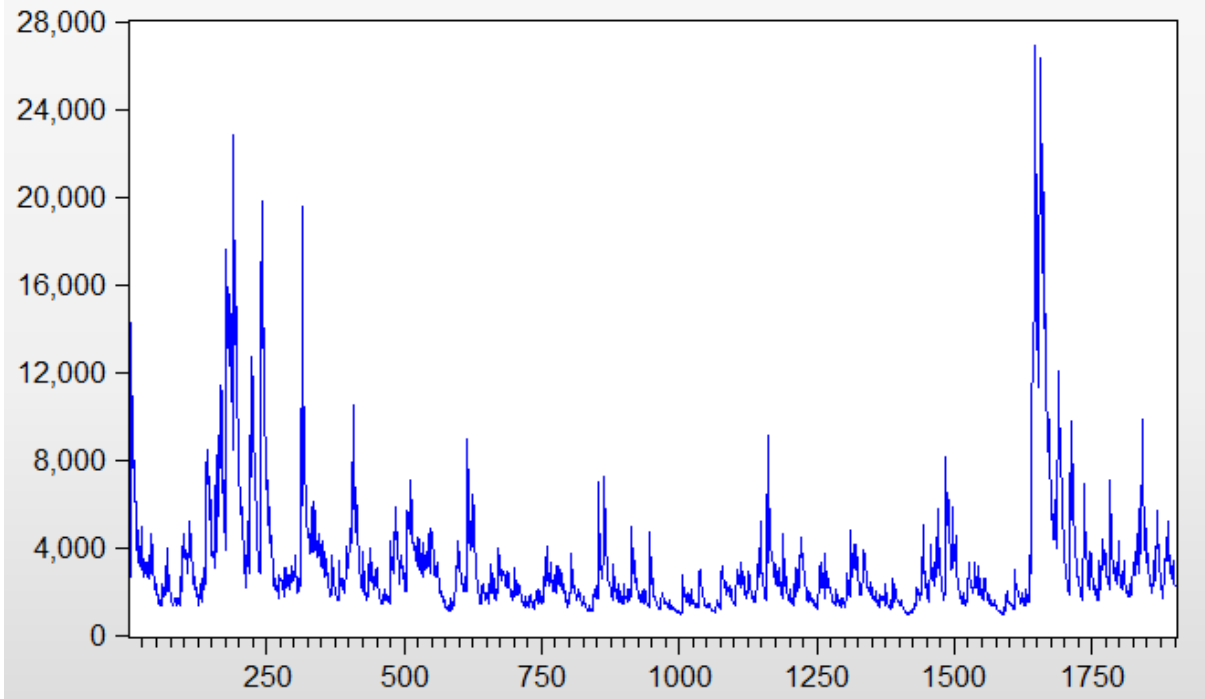
المصدر: من إعداد الباحث

بالتالي نموذج التنبؤ هو كما يلي:

$$\Delta \hat{x}_t = 0.1014 \Delta x_{t-1}$$

$$\hat{\sigma}_t^2 = 178.4331 + 0.1733 \varepsilon_{t-1}^2 + 0.3364 \sigma_{t-1}^2 + 0.4338 \sigma_{t-2}^2$$

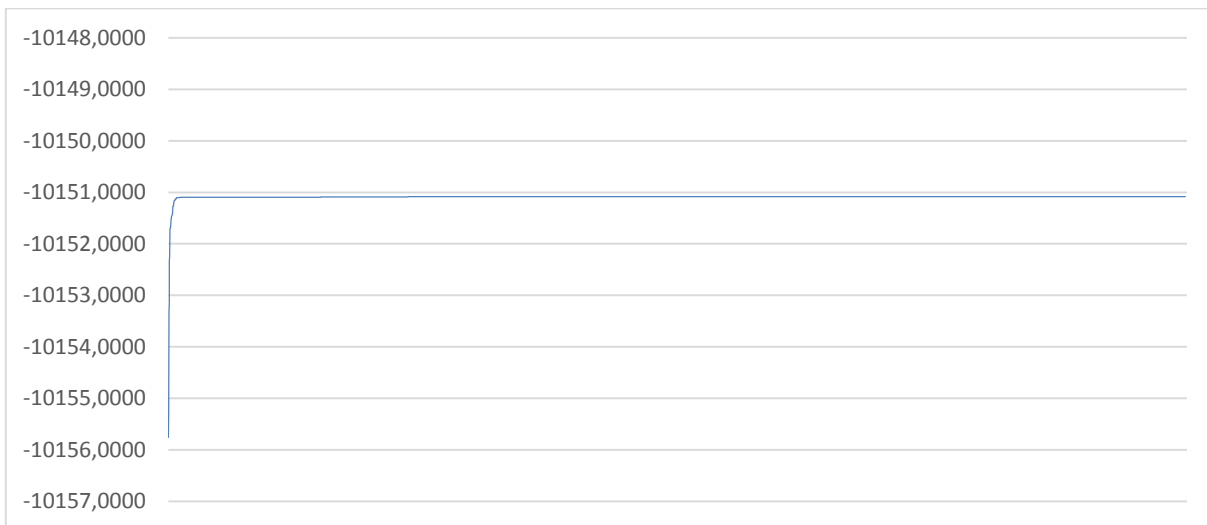
الشكل (33): منحنى التباين المشروط لسلسلة *Madex* (*Eviews*)



المصدر: من إعداد الباحث

2-2-1-1 نتائج Evolver:

الشكل (34): منحنى تطور الملاءمة لسلسلة *Madex*



المصدر: من إعداد الباحث

النموذج الأمثل للتنبؤ المتحصل عليه عن طريق الخوارزميات الجينية هو كالتالي:

$$\Delta \hat{x}_t = 0.1015 \Delta x_{t-1}$$

$$\hat{\sigma}_t^2 = 178.6502 + 0.1726 \varepsilon_{t-1}^2 + 0.3348 \sigma_{t-1}^2 + 0.4356 \sigma_{t-2}^2$$

$$LL = -10151.08$$

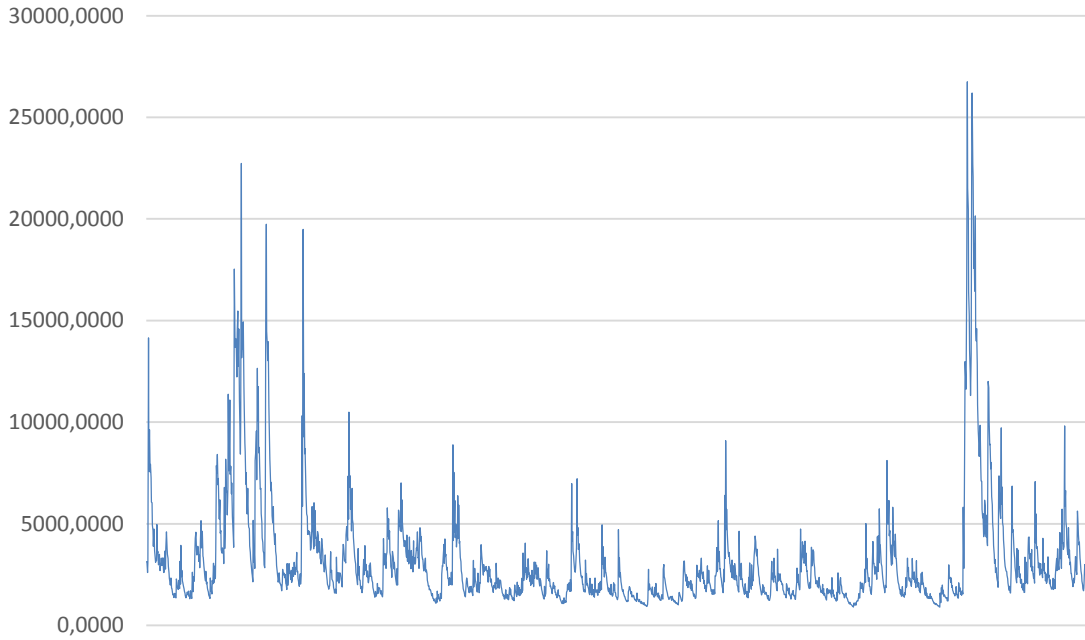
$$AIC = 10.6962$$

الجدول (13): التنبؤ بالقيم المستقبلية لمؤشر *Madex*

02/01/2018	10104,009	09/01/2018	10104,42581
03/01/2018	10104,384	10/01/2018	10104,42582
04/01/2018	10104,422	11/01/2018	10104,42582
05/01/2018	10104,425	12/01/2018	10104,42582
08/01/2018	10104,426	15/01/2018	10104,42582

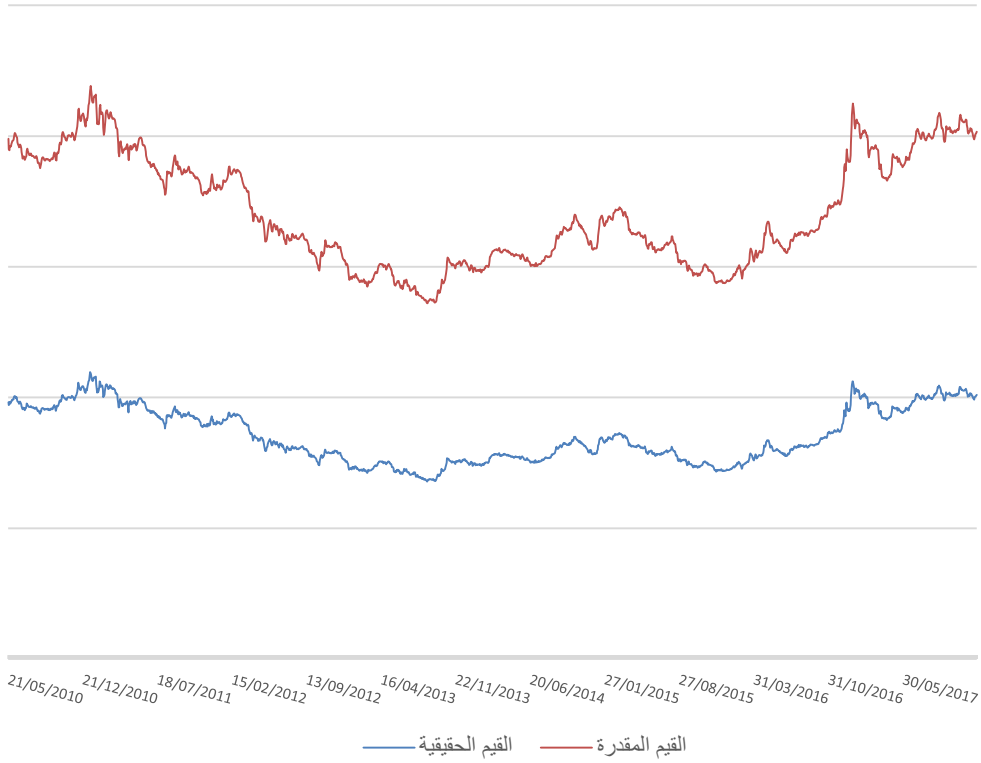
المصدر: من إعداد الباحث

الشكل (35): منحنى التباين المشروط لسلسلة *Madex* (*Evolver*)



المصدر: من إعداد الباحث

يبين الشكل (36) تشابه بين منحنىي القيم المقدرة بالأحمر و القيم الحقيقية بالأزرق، مما يثبت فعالية النموذج في التنبؤ.

الشكل (36): منحني القيم المقدرة لمؤشر *Madex*

المصدر: من إعداد الباحث

3-1-1 النتائج الخاصة بمؤشر Dow Jones

1-3-1-1 نتائج Eviews

- دراسة الاستقرارية:

الشكل (37): منحنى دالة الارتباط الذاتي لسلسلة Dow Jones

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.998	0.998	2509.8	0.000
		2	0.996	0.015	5010.8	0.000
		3	0.994	0.010	7503.2	0.000
		4	0.992	-0.007	9986.9	0.000
		5	0.990	0.005	12462.	0.000
		6	0.988	0.011	14929.	0.000
		7	0.987	0.002	17387.	0.000
		8	0.985	-0.003	19837.	0.000
		9	0.983	-0.013	22279.	0.000
		10	0.981	0.008	24712.	0.000
		11	0.979	0.004	27137.	0.000
		12	0.977	-0.010	29554.	0.000
		13	0.975	-0.005	31962.	0.000
		14	0.973	0.004	34362.	0.000
		15	0.972	0.013	36754.	0.000
		16	0.970	0.026	39138.	0.000
		17	0.968	-0.010	41515.	0.000
		18	0.966	-0.008	43883.	0.000
		19	0.964	0.007	46244.	0.000
		20	0.963	0.001	48598.	0.000

المصدر: من إعداد الباحث

من الشكل (37) يتضح عدم استقرار السلسلة لأن كل معاملات الارتباط الذاتي في جميع الفجوات خارج مجال الثقة.

- إختبارات جذر الوحدة:

الجدول (14): إختبارات جذر الوحدة لسلسلة Dow Jones

تقدير النموذج 3

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
X(-1)	-0.005701	0.001963	-2.904862	0.0037
C	40.65800	16.93892	2.400271	0.0165
@TREND("1")	0.036937	0.010543	3.503424	0.0005

المصدر: من إعداد الباحث

عند تقدير النموذج 3: $t_b^* = 2.904 > t_b^{0.05} = 2.78$ بذلك نرفض H_0 أي $b \neq 0$ بالنسبة للثابت: $t_c^* = -0.32 < t_c^{0.05} = 3.08$ فنقبل فرضية العدم أي $c=0$ ، فيما يخص معامل جذر الوحدة: $t_\phi^* = -0.17 > t_\phi^{0.05} = -1.95$ بذلك نستنتج وجود جذر وحدة. بذلك هناك سيروية DS بدون ثابت مع إتجاه عام: $x_t = x_{t-1} + bt + \varepsilon_t$ منحني دالة إرتباطها الذاتي كما يلي:

الشكل (38): منحني دالة الارتباط الذاتي للسلسلة المستقرة *Dow Jones*

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
		1	-0.078	-0.078	15.294	0.000
		2	-0.032	-0.039	17.929	0.000
		3	0.023	0.018	19.263	0.000
		4	-0.030	-0.028	21.540	0.000
		5	-0.045	-0.048	26.543	0.000
		6	0.006	-0.004	26.631	0.000
		7	-0.010	-0.012	26.876	0.000
		8	0.032	0.031	29.384	0.000
		9	-0.012	-0.010	29.724	0.000
		10	0.011	0.010	30.052	0.001
		11	0.004	0.003	30.088	0.002
		12	0.026	0.029	31.762	0.002
		13	0.002	0.009	31.774	0.003
		14	-0.025	-0.024	33.417	0.003
		15	-0.060	-0.064	42.584	0.000
		16	0.040	0.030	46.657	0.000
		17	0.018	0.024	47.467	0.000
		18	-0.050	-0.045	53.891	0.000
		19	0.008	-0.006	54.041	0.000
		20	0.052	0.044	60.876	0.000

المصدر: من إعداد الباحث

● إختيار نموذج ARIMA:

الشكل (38) لا يوضح عدد رتب ARIMA اللازمة للنموذج، و عليه قمنا بتجريب عدة رتب فكان أفضل نموذج حسب معنوية المعاملات و معيار AIC هو النموذج ARIMA(1 ; 1 ; 1).

الجدول (15): تقدير نموذج ARIMA(1 ; 1 ; 1) لسلسلة *Dow Jones*

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
@TREND	0.004861	0.001638	2.967682	0.0030
AR(1)	0.416190	0.184519	2.255542	0.0242
MA(1)	-0.494279	0.176406	-2.801943	0.0051
R-squared	0.008781	Mean dependent var		4.640405
Adjusted R-squared	0.007992	S.D. dependent var		138.3357
S.E. of regression	137.7818	Akaike info criterion		12.69042
Sum squared resid	47706347	Schwarz criterion		12.69737
Log likelihood	-15961.54	Hannan-Quinn criter.		12.69294
Durbin-Watson stat	2.004922			

المصدر: من إعداد الباحث

● اختبار ARCH:

الجدول (16): اختبار ARCH لسلسلة Dow Jones

Heteroskedasticity Test: ARCH

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
F-statistic	99.54389	Prob. F(1,2513)	0.0000	
Obs*R-squared	95.82724	Prob. Chi-Square(1)	0.0000	
C	15267.37	975.8616	15.64501	0.0000
RESID^2(-1)	0.195192	0.019564	9.977168	0.0000

المصدر: من إعداد الباحث

يظهر من الجدول (16) أن: $nR^2 = 95.82 > \chi^2_{0.05}(n) = 34.77$ بذلك يوجد أثر ARCH مما يسلمز نموذج GARCH لمعالجة عدم ثبات تباين الأخطاء.

● إختيار نموذج GARCH:

بعد تجريب عدة رتب GARCH و ARIMA، النموذج الأمثل حسب معنوية و شروط المعاملات و معيار AIC هو النموذج GARCH(2;1) مع ARIMA(1;1;0). نلاحظ في الجدول (17) أن جميع إحصائيات معاملات النموذج تفوق القيمة النظرية 1.96.

الجدول (17): تقدير النموذج GARCH(2;1) لسلسلة Dow Jones

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
@TREND	0.007064	0.001359	5.198424	0.0000
AR(1)	-0.061919	0.020972	-2.952433	0.0032
Variance Equation				
C	821.9607	127.7832	6.432461	0.0000
RESID(-1)^2	0.072922	0.013173	5.535894	0.0000
RESID(-2)^2	0.067177	0.019632	3.421782	0.0006
GARCH(-1)	0.812649	0.019724	41.20048	0.0000
R-squared	0.006632	Mean dependent var	4.640405	
Adjusted R-squared	0.006237	S.D. dependent var	138.3357	
S.E. of regression	137.9037	Akaike info criterion	12.42076	
Sum squared resid	47809793	Schwarz criterion	12.43466	
Log likelihood	-15619.31	Hannan-Quinn criter.	12.42580	
Durbin-Watson stat	2.034506			

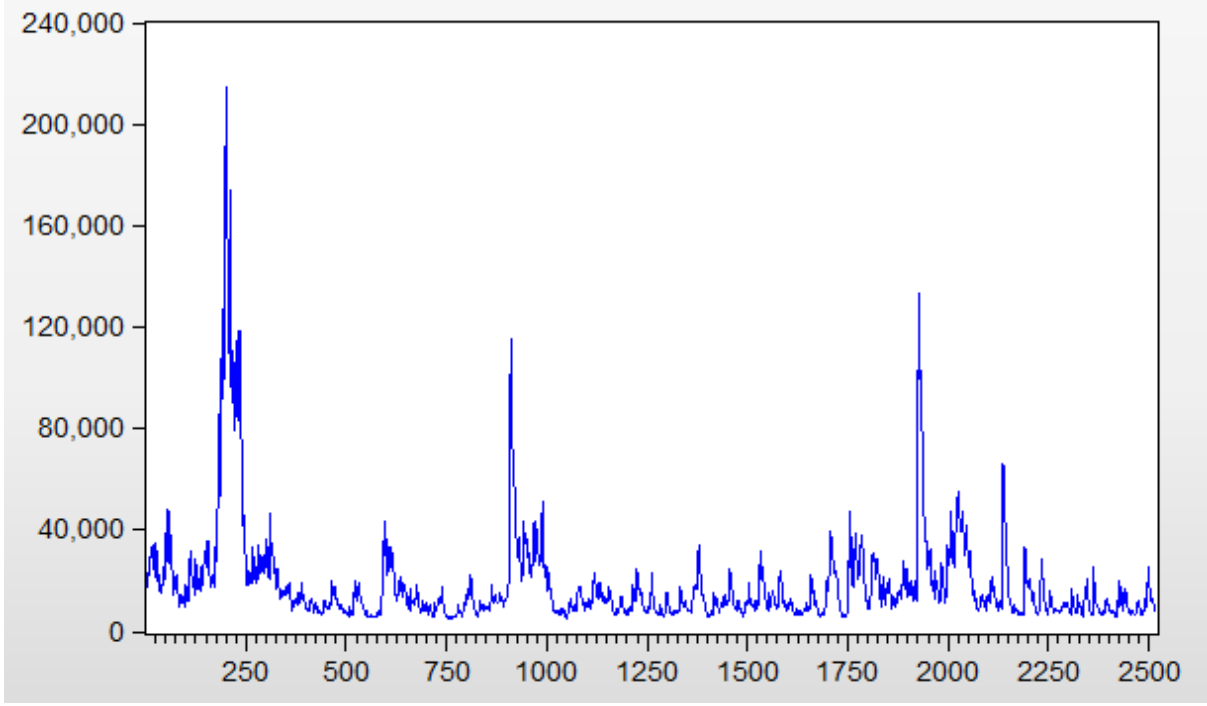
المصدر: من إعداد الباحث

بالتالي نموذج التنبؤ هو كما يلي:

$$\Delta \hat{x}_t = -0.0619\Delta x_{t-1} + 0.007t$$

$$\hat{\sigma}_t^2 = 821.9607 + 0.0729\varepsilon_{t-1}^2 + 0.0671\varepsilon_{t-2}^2 + 0.8126\sigma_{t-1}^2$$

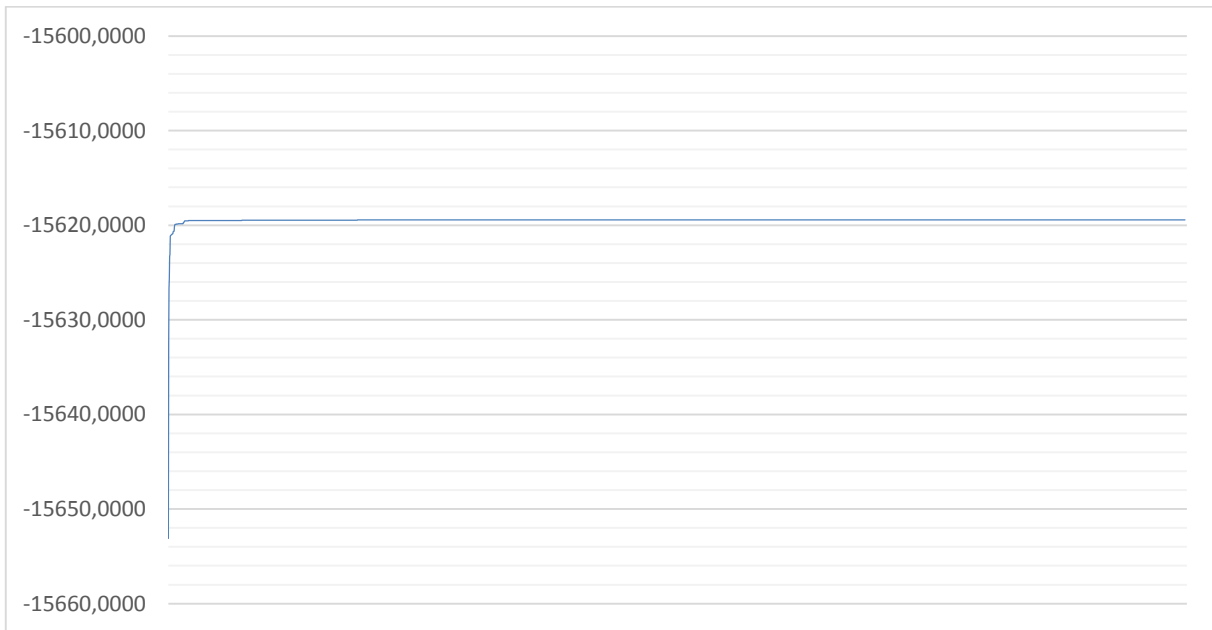
الشكل (39): منحني التباين المشروط لسلسلة Dow Jones (Eviews)



المصدر: من إعداد الباحث

2-3-1-1 نتائج Evolver:

الشكل (40): منحني تطور الملاءمة عبر الأجيال لسلسلة Dow Jones



المصدر: من إعداد الباحث

النموذج الأمثل للتنبؤ المتحصل عليه عن طريق الخوارزميات الجينية هو كالتالي:

$$\Delta \hat{x}_t = -0.0619 \Delta x_{t-1} + 0.0074$$

$$\hat{\sigma}_t^2 = 818.3099 + 0.0736 \varepsilon_{t-1}^2 + 0.0659 \varepsilon_{t-2}^2 + 0.8133 \sigma_{t-1}^2$$

$$LL = -15619.43$$

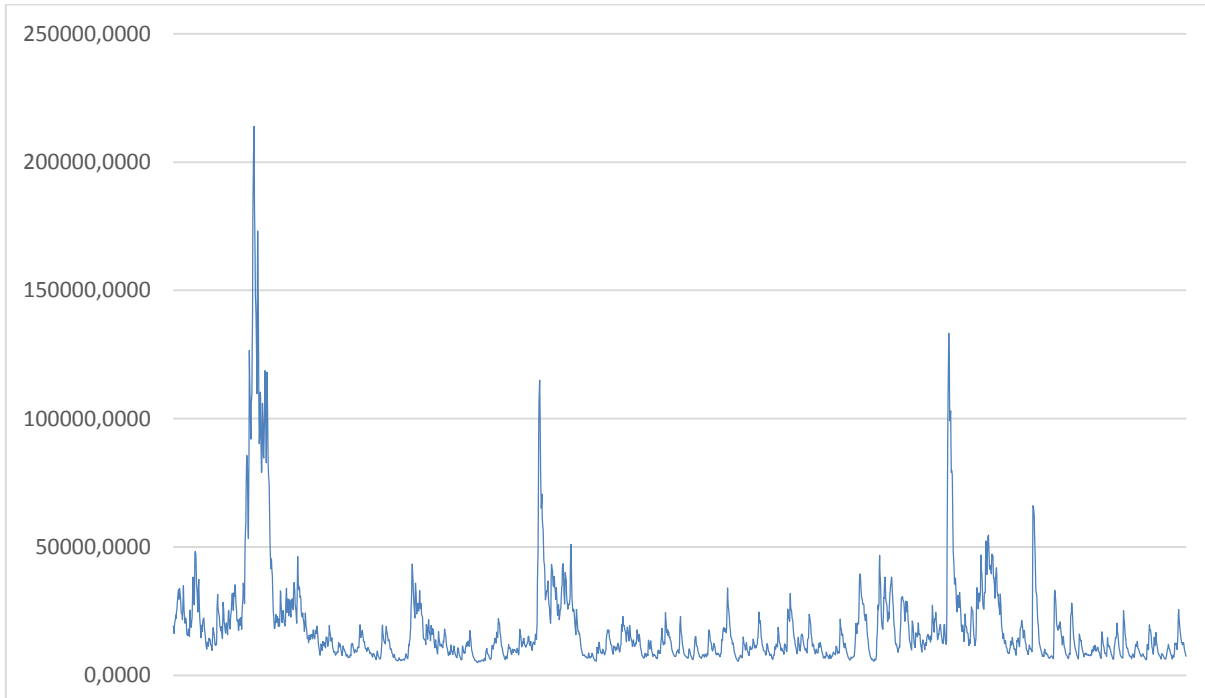
$$AIC = 12.4208$$

الجدول (18): التنبؤ بالقيم المستقبلية لمؤشر *Dow Jones*

02/01/2018	24745,422	09/01/2018	24833,919
03/01/2018	24762,684	10/01/2018	24851,738
04/01/2018	24780,507	11/01/2018	24869,564
05/01/2018	24798,302	12/01/2018	24887,397
08/01/2018	24816,107	15/01/2018	24905,237

المصدر: من إعداد الباحث

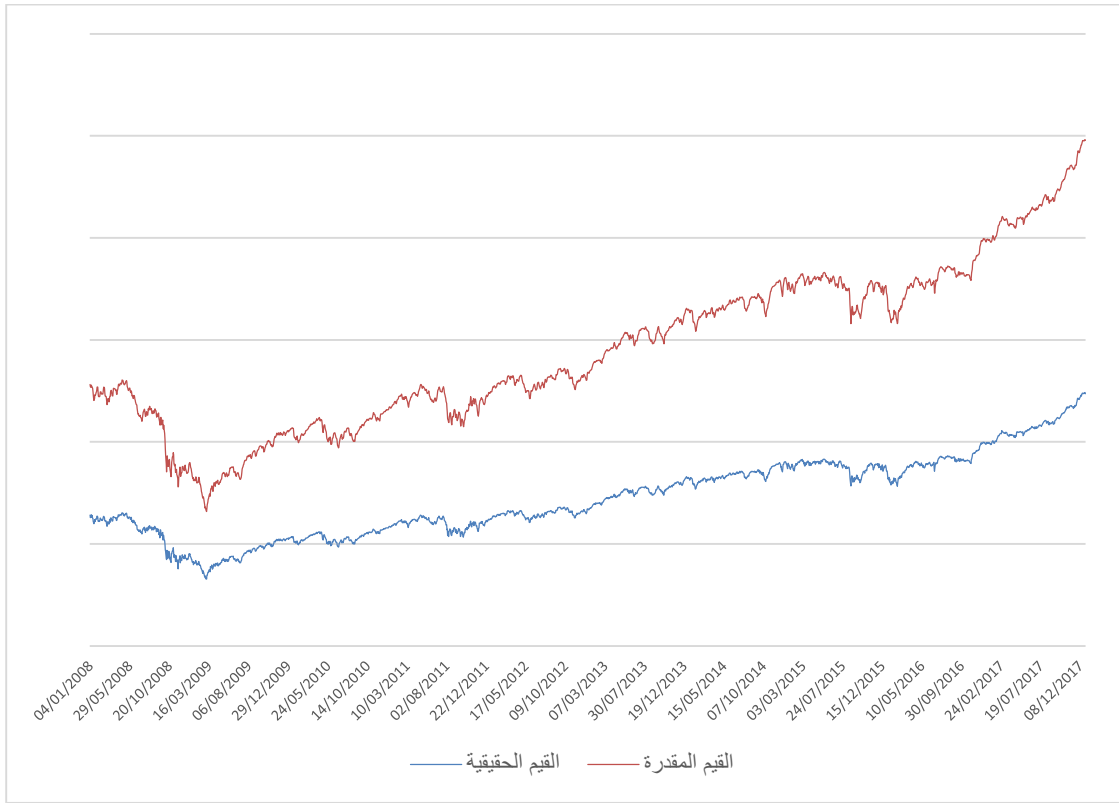
الشكل (41): منحنى التباين المشروط لسلسلة *Dow Jones (Evolver)*



المصدر: من إعداد الباحث

يظهر الشكل (42) تشابه تحركات منحنىي القيم المقدرة و القيم الحقيقية لكن ليس لحد كبير، مما يعني أن قدرة النموذج على التنبؤ أقل جودة مقارنة بالنموذجين الخاصين بمؤشري بورصتي تونس و الدار البيضاء.

الشكل (42): منحني القيم المقدرة لمؤشر Dow Jones



2-1 مقارنة نتائج الطريقتين

الجدول (20) يعرض مقارنة مفصلة وفقا لمعايير معينة بين طريقتين لإيجاد النموذج الأمثل للتنبؤ متمثلتين في: الخوارزميات الجينية بالاعتماد على برنامج *Evolver*، الطرق القياسية بالاعتماد على برنامج *Eviews*.
الجدول (20): مقارنة بين الخوارزميات الجينية (*Evolver*) و الطرق القياسية (*Eviews*)

الطرق القياسية (<i>Eviews</i>)	الخوارزميات الجينية (<i>Evolver</i>)	معيار المقارنة
تعطي نموذج واحد يقدر كالتالي:	تعطي مجتمع من النماذج، غير أنّ النموذج الأمثل لكل سلسلة يقدر كما يلي:	النتائج
<ul style="list-style-type: none"> <i>Tunindex</i> • $LL = -11035.74$ $AIC =$ <i>Madex</i> • $LL = -10151.08$ $AIC = 10.6962$ <i>Dow Jones</i> • $LL = -15619.31$ $AIC = 12.4207$ 	<ul style="list-style-type: none"> <i>Tunindex</i> • $LL = -11035.69$ $AIC = 8.9018$ <i>Madex</i> • $LL = -10151.08$ $AIC = 10.6962$ <i>Dow Jones</i> • $LL = -15619.43$ $AIC = 12.4208$ 	

<p>هناك تقييد و مساحات مخصصة في إدخال البيانات، حيث تكون فقط في شكل أعداد. كما يستوجب معرفة تركيبية ذات لغة خاصة لاستخراج النماذج.</p>	<p>هناك حرية كاملة في إدخال البيانات، يمكن أن تتخذ أي شكل ممكن في <i>Excel</i> أو على أساس عملية حسابية تلقائية، هناك حرية كاملة في التغيير أو التعديل. كما يتيح إدخال قيد إيجابية معاملات <i>GARCH</i> و أنّ مجموعها أقل من 1.</p>	<p>إدخال البيانات</p>
<p>تكون محصورة و محددة، تتخذ شكل أعداد فقط. يعرض كل المعلومات على حدى مثل المنحنيات و حساب القيم المقدرة. بالنسبة لمعامل الثابت لا يعطى مباشرة. إنما يستوجب حساب معامل التعديل</p>	<p>تكون حسب خيارات الباحث، يمكن أن تتخذ أي شكل. يعرض مختلف القيم عبر الفترات بشكل فوري و شامل. بالنسبة لمعامل الثابت في نماذج <i>ARIMA</i> يعطى مباشرة.</p>	<p>المخرجات</p>
<p>استغرق في هذه الحالة بضع ثواني و هو ثابت.</p>	<p>يستغرق حسب الحالة أكثر من خمس ساعات هو غير ثابت يمكن أن يكون أكثر أو أقل.</p>	<p>الوقت المستغرق</p>
<p>حسابي، يتبع طرق حسابية محددة ذات مبادئ إحصائية مرورا بعدة تكرارات.</p>	<p>عشوائي، هدفه تغطية كامل نطاق البحث من خلال الترميز ثم عمليات: الانتقاء، التكاثر، الطفرة و الاستبدال.</p>	<p>منهج البحث</p>
<p>تضم أيقونات تقود إلى بيانات في شكل جدول محدد يتضمن المتغيرات، كما تضم مساحة لإدخال تركيبات الدوال المراد تقديرها.</p>	<p>يشكلها الباحث في <i>Excel</i> بما يناسبه و حسب تفضيلاته، حيث توزع البيانات في الخانات بحرية و تتيح كتابة أسماء المتغيرات و القيود، مع إمكانية إضافة أشكال بيانية.</p>	<p>واجهة النموذج</p>

المصدر: من إعداد الباحث

2- مناقشة و تحليل النتائج

الآن بعد تحصلنا على نتائج حول الدراسة التطبيقية في شكل نماذج للتنبؤ، ثم إجرائنا لمقارنة بين طريقتي الخوارزميات الجينية و الطرق القياسية في التنبؤ. كذلك بعد شهادتنا على مختلف مجريات البحث، لابد من القيام بالمناقشة، التحليل، التعليل و التفسير. من أجل توضيح كل النقاط و الجوانب و التوصل إلى استنتاجات.

مما يثبت صحة النتائج، كلا الطريقتين أعطت نماذج متكافئة من حيث القدرة على التنبؤ، حيث أن قيم المعاملات بالنسبة لكل النماذج تكاد تكون متساوية تماما كما هو الحال على الأرجحية و معيار AIC.

نشير إلى أن عند استعمالنا نسخ قديمة لل *Eviews* تحصلنا على نماذج أقل جودة و كان التفوق للخوارزميات الجينية، غير أن النتائج متكافئة مع النسخة الحديثة *Eviews 9*.

الخوارزميات الجينية قدمت مجتمع من النماذج، هذا يشكل ميزة لكنه لا يعطي أي إضافة و لا يؤخذ بعين الاعتبار في هذه الحالة، لأن ما يهم هو النموذج الأمثل الذي يحقق أعلى قيمة لملاءمة أي أفضل قدرة على التنبؤ.

في برنامج *Evolver* يمكن إدخال البيانات في أي شكل يتوافق مع *Excel*، بينما في برنامج *Eviews* تدخل فقط بأعداد مباشرة في خانات مخصصة و مقيدة، يشترط إدخال الأعداد العشرية بالنقطة بدل الفاصلة. برنامج *Evolver* يتيح إدخال القيود كقيود إيجابية معاملات *GARCH* و مجموعها يكون أقل من الواحد، بذلك النتائج تحترم هذا القيد و عندما يكون أحدها يتجه نحو السالب ينعدم تلقائيا. في المقابل *Eviews* يقدر المعاملات و على الباحث الانتقاء حسب الشروط.

عرض المخرجات و النموذج ككل في برنامج *Evolver* يكون حسب خيارات الباحث و تفضيلاته و وفقا لما يتوفر في *Excel*، يمكن حتى أن تكون أشكال بيانية، نسب مئوية، قيم مقارنة... كل ما يحتاجه الباحث يعرض في صفحة واحدة حسب اختياره. عرض المخرجات و النموذج في برنامج *Eviews* محصور و مقيد، القيم في شكل أعداد و المتغيرات في شكل رموز، القيم المقدرة لا تعرض مباشرة و إنما يتوجب حسابها لاحقا في صفحات على حدة، كذلك بالنسبة للرسومات البيانية.

برنامج *Eviews* يسهل القيام بمختلف الاختبارات الإحصائية على عكس *Evolver* مع *Excel* حيث لا يتيحها مباشرة مما يتطلب حسابها.

فيما يخص الوقت المستغرق في هذه الحالة هو أفضل في برنامج *Eviews*، و إذا تم إعادة الحل مرة أخرى يستغرق نفس الوقت، بينما في برنامج *Evolver* يمكن أن يكون أكثر أو أقل فهو يرتبط بعمليات الخوارزميات الجينية التي تتسم بالعشوائية، يمكن أن تتوصل إلى النموذج الأمثل بعد وقت قصير كما يمكن أن يكون العكس مما

قد يخلق أحيانا حالة عدم تأكد. بعد التجريب عدة مرات بكمبيوترين مختلفين تراوحت مدة إيجاد النموذج الأمثل بالنسبة لمؤشر *Madex* و *Dow Jones* (معاملات النموذج قليلة) ما بين نصف ساعة و الساعة و يستمر تطوير الجزئيات مع الوقت، أما بالنسبة لمؤشر *Tunindex* (معاملات كثيرة) فتراوحت المدة ما بين 6 ساعات و 24 ساعة. كما نشير أن المدة تتأثر بعدد المعاملات و طول السلسلة الزمنية و سرعة الكمبيوتر.

المنهجين المتبعين في الطريقتين تم شرحهما سابقا واحد عشوائي و الآخر حسابي، لكل ميزاته حسب نوع المسألة و حسب حجم نطاق البحث.

تطابق النتائج بين الطريقتين يثبت فعالية الخوارزميات الجينية في التنبؤ، و قدرتها على إيجاد النموذج الأمثل كما جرى الحال في دراستنا لمؤشرات السوق التونسية و المغربية و نيويورك. مجريات الحل و المقارنة أوضحت في العموم تفوقا للخوارزميات الجينية باستعمال برنامج *Evolver* من حيث الميزات في بعض المعايير، باستثناء معيار الوقت المستغرق إلا أنه من الممكن التغاضي عنه في بعض الحالات، لأن ترك الخوارزمية تعمل لوقت أطول حسب طبيعة المسألة لا يضر البحث بأي شكل من الأشكال، حتى و إن تطلب الأمر ساعات طالما جوانب أخرى من البحث كجمع المعلومات و غير ذلك تتطلب وقت أطول بكثير.

يوصى عند استعمال الخوارزميات الجينية أو برنامج *Evolver* بترك العملية تشتغل أطول وقت ممكن، مع إغلاق البرامج الأخرى أثناء التشغيل لعدم إبطاء سرعة الكمبيوتر. إلى جانب إعادة العملية عدة مرات.

من خلال المقارنة بين القيم الحقيقية و القيم المقدرة عن طريق نماذج التنبؤ المتحصل عليها بكلا الطريقتين، تبين تواجد تشابه كبير بين المنحنيات بالنسبة لكل من مؤشري *Tunindex* و *Madex* مما يعني أن قدرة هذين جيدة من أجل التنبؤ، بالتالي هناك كفاءة جيدة و بالتالي يمكن الاعتماد على هذه المعلومات كمدخل كمي في قرار الاستثمار.

بينما أن التشابه كان بدرجة أقل بالنسبة لمنحنيات مؤشر *Dow Jones* مما يعني أن قدرة النموذج على التنبؤ أقل جودة مقارنة بالسوقين الآخرين. هذا راجع إلى ضعف كفاءة السوق، أي أن المعلومات غير كافية من أجل قرار الاستثمار، بالتالي لا يشجع الاستثمار في هذا السوق لأن القيم لا تمثل الحالة الحقيقية بشكل دقيق. مما يستوجب الاعتماد على نموذج أفضل يتوفر على أكثر قدر ممكن من المتغيرات المفسرة كنماذج عائلة

.ARFIMA

أدت هذه الدراسة التطبيقية إلى استنتاج ما يلي:

- النموذج الأمثل للتنبؤ المستخرج عن طريق الخوارزميات الجينية لكل مؤشر هو كما يلي:

- **Tunindex**:

$$\Delta \hat{x}_t = 1.1534\Delta x_{t-1} - 0.2042\Delta x_{t-2} - 0.9074\varepsilon_{t-1} + 0.0824$$

$$\hat{\sigma}_t^2 = 98.8441 + 0.2876\varepsilon_{t-1}^2 + 0.5379\sigma_{t-1}^2$$

- **Madex**:

$$\Delta \hat{x}_t = 0.1015\Delta x_{t-1}$$

$$\hat{\sigma}_t^2 = 178.6502 + 0.1726\varepsilon_{t-1}^2 + 0.3348\sigma_{t-1}^2 + 0.4356\sigma_{t-2}^2$$

- **Dow Jones**:

$$\Delta \hat{x}_t = -0.0619\Delta x_{t-1} + 0.0074$$

$$\hat{\sigma}_t^2 = 818.3099 + 0.0736\varepsilon_{t-1}^2 + 0.0659\varepsilon_{t-2}^2 + 0.8133\sigma_{t-1}^2$$

- يمكن استخدام الخوارزميات الجينية بشكل فعال في التنبؤ، و ذلك وفقا للمفاهيم و الخطوات المذكورة في الباب الأول.
- الخوارزميات الجينية تبدي تكافؤا مع الطرق القياسية من حيث النتائج و تقدير النماذج.
- النماذج المتحصل عليها تعتبر جيدة للتنبؤ بالنسبة لبورصة تونس و الدار البيضاء، أما النموذج الخاص ببورصة نيويورك هو ذو جودة أقل و ذلك راجع لضعف كفاءة السوق.
- رغم ذلك حسب مجمل الملاحظات، الخوارزميات الجينية تستحق الاستخدام في الحالات الأكثر تعقيدا و في حالة فشل الطرق المعتادة، أو يمكن اعتمادها كطريقة بديلة حسب تفضيلات الباحث، كما يمكن استعمالها لتحسين نموذج متحصل عليه بإدخاله كنموذج ابتدائي. أما في المسائل البسيطة، فيفضل استعمال الطرق القياسية العادية، كونها تستغرق وقت أقصر و لتفادي أي حالة عدم تأكد. تماما كما تم ذكر في الفصل الأول في خصائص الخوارزميات الجينية.

خلاصة الباب الثاني:

تضمّن هذا الباب الجانب التطبيقي من الموضوع، حيث تم استخدام الخوارزميات الجينية في حالة حقيقية تمثلت في التنبؤ بمؤشرات ثلاث بورصات هي *Dow Jones*، *Madex*، *Tunindex*. أولاً تم تعريف عينات الدراسة و ذكر مختلف المعطيات و الأدوات المستعملة في التنبؤ بطريقتين مختلفتين. ثم عرض النتائج المتحصل عليها و إجراء عملية المقارنة و أخيراً القيام بالمناقشة.

في البداية عرّفنا مؤشرات الأسواق المراد دراستها من خلال سلاسل زمنية لعشر سنوات، و قمنا بإعطاء لمحة عن حركتها في هذه الفترة.

ثم قمنا بصياغة المعطيات النموذج الرياضي للمسألة الذي يتضمن دالة الملاءمة لتعظيم الأرجحية، نموذج عام *GARCH* مع القيود اللازمة بما فيها قيد عدم السلبية، كذلك نموذج عام *ARIMA*. حيث تتمثل الجينات أي المتغيرات في معاملات النماذج.

لتطبيق الطرق القياسية الإحصائية من أجل الحصول على النموذج الأمثل للتنبؤ تم الاعتماد على برنامج *Eviews 9*، و هو برنامج خاص يشمل مختلف الأدوات الإحصائية اللازمة في الاقتصاد القياسي.

الخوارزميات الجينية لا تحسب يدوياً و تعتمد بالأساس على الكمبيوتر. برنامج *Evolver* هو برنامج حديث خاص بالخوارزميات الجينية يعمل كمكمل لبرنامج *Excel*، استخدامه سهل و بسيط يمر بالمراحل التالية: تشكيل النموذج في *Excel*، تحديد النموذج في *Evolver*، تحديد خيارات عمل الخوارزمية، تشغيل الخوارزمية.

استناداً إلى معطيات المسألة و اعتماداً على الأدوات المذكورة تم الحصول على نفس النماذج تقريباً من أجل القيام بالتنبؤ بتطائير الأسواق المالية المدروسة، هذا يثبت فعالية الخوارزميات الجينية. كانت النماذج المتحصل عليها كالتالي:

- *Tunindex*:

$$\Delta \hat{x}_t = 1.1534\Delta x_{t-1} - 0.2042\Delta x_{t-2} - 0.9074\varepsilon_{t-1} + 0.0824$$

$$\hat{\sigma}_t^2 = 98.8441 + 0.2876\varepsilon_{t-1}^2 + 0.5379\sigma_{t-1}^2$$

- *Madex*:

$$\Delta \hat{x}_t = 0.1015\Delta x_{t-1}$$

$$\hat{\sigma}_t^2 = 178.6502 + 0.1726\varepsilon_{t-1}^2 + 0.3348\sigma_{t-1}^2 + 0.4356\sigma_{t-2}^2$$

- Dow Jones

$$\Delta \hat{x}_t = -0.0619 \Delta x_{t-1} + 0.0074$$

$$\hat{\sigma}_t^2 = 818.3099 + 0.0736 \varepsilon_{t-1}^2 + 0.0659 \varepsilon_{t-2}^2 + 0.8133 \sigma_{t-1}^2$$

النماذج المتحصل عليها كانت جيدة خاصة بالنسبة لبورصة تونس و الدار البيضاء، لكنها كانت بدرجة أقل بالنسبة لبورصة نيويورك المثلة بمؤشر *Dow Jones* بسبب عدم كفاءة السوق من حيث المعلومات المتوفرة.

أظهرت المقارنة بين الطريقتين تفوقا للخوارزميات الجينية من حيث الميزات، غير أنه فيما يتعلق بالوقت المستغرق و الاختبارات الإحصائية فهناك تفوق للطرق القياسية. و تم الاستنتاج أن الخوارزميات الجينية يمكن أن تستخدم بشكل فعال في التنبؤ بالتطير، يفضل استعمالها في الحالات الأكثر تعقيدا و ذات نطاق بحث أوسع و كذلك في حال فشل الطرق الأخرى، بينما يفضل استعمال الأساليب المعتادة في المسائل التقليدية البسيطة و ذات نطاق بحث ضيق.

الخاتمة

الخاتمة العامة:

في موضوع الأطروحة تطرقنا إلى جميع الجوانب الممكنة التي من شأنها الإجابة على الإشكالية العامة للدراسة، المتمثلة في مدى إمكانية استخدام الخوارزميات الجينية في التنبؤ بتطايير الأسواق المالية. بحيث تم تحقيق كل الأهداف المسطرة و التحقق من الفرضيات الموضوعية في المقدمة العامة.

يعتمد التنبؤ بتطايير الأسواق المالية على عدة أساليب أهمها النماذج القياسية التي تتضمن مجموعة من الأدوات الإحصائية. تتمثل هذه النماذج في *ARIMA* و *ARCH* و مشتقاتها.

يتم الحصول على النموذج الأمثل من خلال منهجية *Box-Jenkins* حيث تمر عبر مراحل تحليلية. يتم أولاً التعرف على النموذج فيتم دراسة استقراره السلسلة الزمنية و القيام باختبارات جذر الوحدة لمعرفة نوعها، ثم تحديد رتب نموذج *ARIMA* الذي يتضمن الانحدار الذاتي و المتوسطات المتحركة كمتغيرات مفسرة.

بعد ذلك يتم تقدير معاملات النموذج ثم اختبار جودته و دراسة المعنوية، تتكرر عمليات تغيير الرتب إلى حين الحصول على أفضل نموذج و القيام بالتنبؤ. لكن غالباً ما تكون هذه النماذج غير كافية فيما يخص تطايير الأسواق المالية في ظل عدم ثبات تباين الأخطاء.

يتم معالجة عدم ثبات تباين الأخطاء عن طريق نماذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس الأخطاء و مشتقاتها (*ARCH GARCH*)، حيث تستخدم مربع الأخطاء و قيم التباين السابقة كمتغيرات مفسرة مع شرط عدم السلبية. يتم الكشف عن أثر *ARCH* من خلال اختبارات خاصة كمضاعف لاغرانج، يتم تقدير النموذج بالاعتماد على تعظيم الأرجحية عن طريق أحد خوارزميات.

الخوارزميات الجينية هي من تقنيات الذكاء الاصطناعي، مبدأ عملها يحاكي آليات تنقل الصفات الوراثية عبر الأجيال التي تشكل التنوع الوراثي بين الأجناس، من خلال ظواهر يفسرها علم الوراثة هي العبور و الطفرة على مستوى الصبغيات و ظاهرة الانتقاء الطبيعي.

أول من اخترع الخوارزميات الجينية هو *Holland* من جامعة ميشيغان سنة 1975، حيث قام بتأسيس مبادئها النظرية ثم ظهرت بعد ذلك عدة أعمال مكملتها و مطورة أبرزها أعمال *Goldberg* و *De jong* التي أوضحت جانبها التطبيقي.

هدف الخوارزميات الجينية هو إيجاد مجتمع من أمثل الحلول من خلال تغطية أقصى قدر ممكن من نطاق البحث، ذلك عن طريق عمليات يعتمد سيرها بالأساس على مبدأ العشوائية. تستند الخوارزميات الجينية في عملها على عناصر أساسية متصلة فيما بينها: المجتمع، الأفراد، الترميز، الملاءمة. المجتمع يتكون من مجموعة من الأفراد، كل فرد يمثل حل محتمل للمسألة و هو بدوره ممثل بصبغي في شكل سلسلة ترميز، كل سلسلة ترميز تقيم وفقا للملاءمة التي تقيسها دالة تعبر عن مدى جودة الحل، هذه الدالة يمكن أن تتخذ أي شكل قابل للتقييم.

فيما يخص كيفية عمل الخوارزميات الجينية فهي تمر بمراحل، بعد تشكيل جيل ابتدائي للمجتمع عشوائيا و تقييم أفراده، تجري حلقة من العمليات المتسلسلة على مستوى الصبغيات، تتكون الحلقة من: الانتقاء، التكاثر، الطفرة، الاستبدال. تستمر الحلقة و تتكرر العمليات إلى حين توفر معايير التوقف المحددة.

هناك مجال واسع لاستخدام الخوارزميات الجينية في العلوم الاقتصادية، حيث أنه من الممكن استعمالها في مختلف المسائل و نماذج الاقتصاد القياسي. حيث طبقها الباحثون في السابق في عدة حالات و دراسات ميدانية فقدمت كلها نتائج مرضية و بينت مدى فعاليتها.

مع ذلك كان لابد من محاولة تطبيقها في دراسة تطبيقية للتنبؤ بالتطير، فتم اختيار ثلاث أسواق مالية اثنان مجليان هما بورصة تونس و الدار البيضاء و واحد عالمي هو بورصة نيويورك. تم عرض السلاسل الزمنية لمؤشراتها خلال العشر سنوات الأخيرة، المتمثلة في *Madex*، *Tunindex* و *Dow Jones*.

بذلك تم صياغة جوانب المسألة في نموذج رياضي يتضمن دالة الملاءمة الخاصة بتعظيم الأرجحية و النموذج العام ل *ARIMA* و *GARCH* بالإضافة للقيود و الشروط الخاصة بالمعاملات.

لغرض تأكيد النتائج و المقارنة تم حل المسألة بطريقة أخرى هي الطريقة الأكثر شيوعا أي الطرق القياسية الإحصائية بالاعتماد على برنامج *Eviews*، إلى جانب حلها بطريقة الخوارزميات الجينية موضوع الدراسة حيث تم الاعتماد على برنامج *Evolver*.

مرورا بمجموعة المراحل التحليلية كلا الطريقتين توصلتا إلى نفس النماذج المثلى للتنبؤ بتطير الأسواق المدروسة و هي كالتالي:

- **Tunindex** :

$$\Delta \hat{x}_t = 1.1534\Delta x_{t-1} - 0.2042\Delta x_{t-2} - 0.9074\varepsilon_{t-1} + 0.0824$$
$$\hat{\sigma}_t^2 = 98.8441 + 0.2876\varepsilon_{t-1}^2 + 0.5379\sigma_{t-1}^2$$

- **Madex** :

$$\Delta \hat{x}_t = 0.1015\Delta x_{t-1}$$
$$\hat{\sigma}_t^2 = 178.6502 + 0.1726\varepsilon_{t-1}^2 + 0.3348\sigma_{t-1}^2 + 0.4356\sigma_{t-2}^2$$

- **Dow Jones** :

$$\Delta \hat{x}_t = -0.0619\Delta x_{t-1} + 0.0074$$
$$\hat{\sigma}_t^2 = 818.3099 + 0.0736\varepsilon_{t-1}^2 + 0.0659\varepsilon_{t-2}^2 + 0.8133\sigma_{t-1}^2$$

النماذج المتحصل عليها كانت جيدة خاصة بالنسبة لبورصة تونس و الدار البيضاء، لكننا كانت بدرجة أقل بالنسبة لبورصة نيويورك المثلة بمؤشر Dow Jones بسبب عدم كفاءة السوق من حيث المعلومات المتوفرة.

أظهرت المقارنة بين الطريقتين تفوقا للخوارزميات الجينية من حيث النموذج الحسابي، إدخال البيانات، عرض المخرجات و واجهة النموذج، غير أنه فيما يتعلق بالوقت المستغرق و الاختبارات الإحصائية فهناك تفوق للطرق القياسية.

تم الاستنتاج أن الخوارزميات الجينية فعالة عندما تستخدم في التنبؤ بالتطير، لكن يفضل استعمالها في الحالات الأكثر تعقيدا و ذات نطاق بحث أوسع و كذلك في حال فشل الطرق الأخرى، بينما يفضل استعمال الأساليب المعتادة في المسائل التقليدية البسيطة و ذات نطاق بحث ضيق.

رجوعا إلى الفرضيات الموضوعة في البداية، كما افترضنا و كما رأينا في تطبيقاتها السابقة، تبين أنه يمكن للخوارزميات الجينية أن تساهم في اتخاذ قرار الاستثمار من خلال التنبؤ بتطير الأسواق المالية. و كذلك تبين أنها تتميز عن باقي الطرق الأخرى كونها طريقة حديثة تتسم بالعشوائية، هناك نطاق واسع لاستخداماتها لأنها تطبق في عدة مجالات و تتميز بالمرونة، حيث أن دالة الملاءمة لا تتخذ شكل معين و قد تكون أي دالة قابلة للتقييم.

فيما يخص الطريقة الأكثر فعالية في التنبؤ بالتطير، الأولوية تعطى للنماذج القياسية كونها أسرع و أدق في المسائل البسيطة ذات الطابع التقليدي. في حال فشلها تستخدم الخوارزميات الجينية بصفتها أكثر مرونة و شمولا.

كما اتضح أنه في بعض الحالات النماذج البسيطة و العادية الانحدار الذات المشروط بعدم تجانس الأخطاء، تكون غير كافية و تتطلب نماذج أكثر تعقيدا مثل ARFIMA تستوجب فعلا الاعتماد على الخوارزميات الجينية.

الخوارزميات الجينية رغم أنها في تطور مستمر إلا أنها لا تجذب اهتمام الباحثين بكثرة ما عدا في مجال البرمجيات و الذكاء الاصطناعي، و الدليل على ذلك نذرة المراجع خاصة باللغة العربية. و بما أنها استطاعت اجتذاب اهتمامنا حاولنا في الأطروحة تقديم أكبر قدر ممكن من التفاصيل حولها، بالتطرق إلى الأدبيات النظرية و التطبيقية المتعلقة بها و صياغتها باللغة العربية لتوضيحها أكثر و محاولة جذب الاهتمام نحوها.

كما استطعنا تطبيقها في دراسة تطبيقية للتنبؤ بتطايير ثلاث أسواق مالية تمثلت في بورصة تونس، الدار البيضاء و نيويورك. فأعطت هذه الدراسة نتائج جد مرضية و أتاحت التوصل إلى مجموعة استنتاجات.

مع ذلك، النماذج المتحصل عليها للتنبؤ بتطايير الأسواق المدروسة كانت مناسبة بشكل كبير لتطبيق الخوارزميات الجينية و اختبار فعاليتها و كفاءتها، لكنها تبقى حالة بسيطة و غير معقدة مقارنة ببعض النماذج كالتى تطرقنا إليها سابقا فيما يخص حالة عدم كفاءة بورصة نيويورك من حيث المعلومات، التي نأمل أن نعالجها في بحوث أخرى.

قائمة المراجع

1. المراجع باللغة العربية:

المقالات:

- أسامة أسعد مجبوح، حسان ريشة، تأثير متغيرات الخوارزميات الجينية في مسائل إيجاد الحل الأمثل، مجلة جامعة دمشق للعلوم الهندسية، المجلد الثالث والعشرون، العدد الثاني، 2007، ص 105-128.
- احمد محمود محمد السبعوي، استخدام خوارزمية التفرغ والتحديد والخوارزمية الجينية في حل مسألة البائع المتجول، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، العدد 21، 2012.
- بان أحمد حسن متراس، همسة معن محمد ثابت، استخدام الخوارزميات الجينية في مسائل النقل، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، العدد 11، 2007.
- بان أحمد حسن متراس، همسة معن محمد ثابت، استخدام الخوارزمية الجينية في حل بعض مسائل التخزين، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، العدد 15، 2009.
- بان أحمد حسن متراس، همسة معن محمد ثابت، استخدام الخوارزمية الجينية في حل مسألة صفوف الانتظار، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، العدد 19، 2011.
- بان أحمد حسن متراس، أسماء صلاح الدين سليمان، إيجاد امثل إستراتيجية للألعاب الساكنة باستخدام الخوارزمية الجينية، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، العدد 20، 2011.
- هبة لقمان أمين، صفاء الصفاوي، استخدام نماذج ARch(p) و GARCH(p,q) لتمثيل البيانات اليومية لمرضى الاطفال، تنمية الرفادين، ملحق العدد 111 المجلد 53، 2013
- همسة معن محمد ثابت، استخدام إحدى التقنيات الذكائية في حل بعض النماذج الاقتصادية، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، العدد 21، 2012.

أطروحات و رسائل جامعية:

- دربال أمينة، محاولة التنبؤ بمؤشرات الأسواق المالية العربية باستعمال النماذج القياسية، دراسة حالة: مؤشر سوق دبي المالي، أطروحة دكتوراة، جامعة أبو بكر بلقايد – تلمسان، 2014.
- قتيبة مازن عبد المجيد، استخدام الذكاء الاصطناعي في تطبيقات الهندسة الكهربائية، مذكرة ماجستير، الأكاديمية العربية في الدانمارك، 2009.

- مونية سلطان، كفاءة الأسواق المالية الناشئة و دورها في الاقتصاد الوطني، دراسة حالة بورصة ماليزيا، أطروحة دكتوراة، جامعة محمد خيضر بسكرة، 2015.

2. المراجع باللغة الفرنسية:

Livres:

- Bourbonnais R., *Econométrie : Manuel et exercices corrigés*, Dunod, Paris, 2011.

Articles:

- Dridi L., *Les algorithmes génétiques*, INRS-ETE, 2005.
- Vallée T., Yildizoglu M., *Présentation des algorithmes génétiques et de leurs applications en économie*, Revue d'économie politique, N° 6, Dalloz, 2004, p711-745.

3. المراجع باللغة الانجليزية:

Books :

- Adeli H., Sarma K., *Cost Optimization of Structures Fuzzy Logic, Genetic Algorithms and Parallel Computing*, John Wiley & Sons, England, 2006.
- Albright S., Winston W., Zappe C., *Data Analysis and Decision Making*, 4th edition, South-Western Cengage Learning, 2011.
- Box G., Jenkins G., *Time Series Analysis Forecasting and Control*, Holden-day, Oakland, California, 1976.
- Chatfield C., *Time-Series Forecasting*, Chapman &C Hall/CRC, New York, 2000.
- Coley D., *An Introduction to Genetic Algorithms for Scientists and Engineers*, World Scientific, USA, 1999.
- Cryer J., Chan K., *Time Series Analysis*, second edition, Springer, New York , 2008.
- Goldberg D., *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley Publishing Company, USA, 1989.
- Greene W., *Econometric Analysis*, seventh edition, Pearson. 2012.
- Griffiths A., Wessler S., Lewontin R., Carroll S., *Introduction to Genetic Analysis*, Ninth Edition, Freeman, 2007.

- Harris R., Sollis R., *Applied Time Series Modelling and Forecasting*, John Wiley & Sons, UK, 2003.
- Haupt R., Haupt S., *Practical Genetic Algorithms*, 2nd edition, John Wiley & Sons, USA, 2006.
- Holland J., *Adaptation In Natural And Artificial Systems*, University of Michigan Press, 1975.
- Knight J., Satchel S., *Forecasting Volatility in the Financial Markets*, second edition, Butterworth-Heinemann, 2002.
- Mitchell M., *An Introduction to Genetic Algorithms*, A Bradford Book The MIT Press, England, 1999.
- Palisade Corporation, *Guide to Using Evolver The Genetic Algorithm Solver for Microsoft Excel Version 5.5*, January, 2010.
- Passarge E., *Color Atlas of Genetics*, 2nd edition, Thieme, USA, 2001.
- Render B., Stair R.M., Hanna M., *Quantitative Analysis For Management*, 11th edition, Pearson, 2012.
- Rothlauf F., *Representations for Genetic and Evolutionary Algorithms*, 2nd edition, Springer, Netherlands, 2006.
- Schaefer R., *Foundations of Global Genetic Optimization*, Springer, Germany, 2007.
- Sivanandam S., Deepa S., *Introduction to Genetic Algorithms*, Springer, USA, 2008.
- Tsay R., *Analysis of Financial Time Series*, John Wiley & Sons, Canada, 2002.
- Vogelpang B., *Econometrics Theory and Applications with Eviews*, Pearson, 2005.
- Xelakaki E., Degiannakis S., *ARCH Models for Financial Applications*, John Wiley & Sons, UK, 2010.

Articles :

- Abela J., Abramson D., Krishnamoorthy M., De Silva A., Mills G., *Computing Optimal Schedules for Landing Aircraft*, The 12th National Conference of the Australian Society for Operations Research, 1995.
- Akaike H., *Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle*, in B.N. Petrov and F. Csaki, eds, 2nd international symposium on information theory, Akademia Kiado, Budapest, 1973.
- Alander J., *An Indexed Bibliography of Genetic Algorithms in Economics*, Report Series No. 94-1-ECO, Finland, 2012.
- Alander J., *An Indexed Bibliography of Genetic Algorithms in Operations Research*, Report Series No. 94-1-OR, Finland, 2012.
- Anderson T., Bollerslev T., Hall R., *Answering the Skeptics: Yes, Standard Volatility Models Do Provide Accurate Forecasts*, 1997.

- Baluja S., *An Empirical Comparison of Seven Iterative and Evolutionary Heuristics for Static Function Optimization*, Inproc. Of Eleventh International Conference on Systems Engineering, Las Vegas, USA, 1996.
- Berkes I., Horvath L., Kokoszka P., *GARCH Processes: Structure and Estimation*, Bernoulli 9(2), 2003, 201–227.
- Bollerslev T., *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*, *Journal of Econometrics*, North-Holland, 31 (1986) 307-327.
- Bollerslev T., Mikkelsen H., *Modeling and Pricing Long Memory in Stock market Volatility*, *Journal of Econometrics* 73 (1996) 151-184.
- Bollerslev, T., Wooldridge J., *Quasi-Maximum Likelihood Estimation and Inference in Dynamic Models with Time-Varying Covariances*, *Econometric Reviews*, 11(2) (1992), 143-172.
- Boné R., Thillier R., Yvon F., Asselin J., *Optimisation By Genetic Algorithm Of Stochastic Linear Models Of Time Series*, in J.-M. Aurifeille & C. Deissenberg, eds, *Bio-Mimetic approaches in Management Science*, Kluwer, 1998, p 153–162.
- Box G., Pierce D., *Distribution of Residual Autocorrelations in Autoregressive Integrated Moving Average Time Series Models*, *Journal of American statistical association*, vol 65, 1970.
- Buhlmann P., McNeil A., *An Algorithm for Nonparametric GARCH Modeling*, *Computational statistics and data analysis*, vol 40, 2002, 665-683.
- Chang T., Meade N., Beasley J., Sharaiha Y., *Heuristics for cardinality constrained portfolio optimisation*, *Computers & Operations Research* 27, 2000, p 1271-1302.
- Chen J., *Heuristics for Unrelated Parallel Machine Scheduling with Secondary Resource Constraints*, *Multiprocessor Scheduling, Theory and Applications*, Eugene Levner, 2007.
- Coulson N., Robins R., *Aggregate Economic Activity and the Variance of Inflation*, *Economics letters*, vol 17, 1985, 71-75.
- De Jong K., *Adaptive System Design : A Genetic Approach*, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 10, 1980, p 556–574.
- Diebold F., Lopez J., *Forecast Evaluation and Combination*, 1996.
- Diebold F., Mariano R., *Comparing Predictive Accuracy*, *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 13, No. 3, (Jul., 1995), pp. 253-263.
- Dikey D., Fuller W., *Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with Unit Root*, *Journal of American statistical association*, vol 74, N°366, 1979.

- Dikey D., Fuller W., *Likelihood Ratio Statistics Estimators for Autoregressive Time Series with Unit Root*, *Econometrica*, vol 49, N°4, 1981.
- Domowitz I., Hakkio C., *Conditional Variance and Risk Premium in Foreign Exchange Markets*, *Journal of international economics*, North-Holland, vol 19, 1985, 47-66.
- Degiannakis S., Filis G., Floros C., *Dynamic Correlation Between Stock Market and Oil Prices: The Case of Oil-importing and Oil-exporting Countries*, UK, 2011.
- Eddelbüttel D., *A Hybrid Genetic Algorithm For Passive Management*, the Second conference on computing in economics and Finance, Society of computational economics, Genève, Suisse, 1996.
- Engle R., *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation*, *Econometrica*, Vol. 50, No. 4. (Jul., 1982), pp. 987-1007.
- Fu Z., Golden B., Lele S., Raghavan S., Wasil E., *Genetically Engineered Decision Trees: Population Diversity Produces Smarter Trees*, *Computing and Decision Technology*, 2002.
- Geng L., Zhang Z., *Forecast of Stock Index Volatility Using Grey GARCH-Type Models*, *The Open Cybernetics & Systemics Journal*, 2015, 9, 93-98.
- Gourieroux C., Monfort A., *Qualitative Threshold Arch Models*, 1990.
- Goldberg D., *Robust Learning And Decision Algorithms For Pipeline Operations*. Unpublished dissertation proposal, University of Michigan, Ann Arbor, 1981.
- Granger C., Newbold P., *Spurious Regressions in Econometrics*, *Journal of Econometrics* 2 (1974) 111-120.
- Hansen P., *A Test for Superior Predictive Ability*, *Journal of Business and Economic Statistics*, 2005, 365-380.
- Harvey D., Leybourne S., Newbold P., *Forecast Evaluation Tests in the Presence of ARCH*, *Journal of forecasting*, Volume18, Issue6, November 1999, 435-445.
- Holland J., *Genetic Algorithms*, *Scientific American*, 1992, p66-72.
- Hung J., *A fuzzy GARCH model applied to stock market scenario using a genetic algorithm*, *Expert Systems with Applications* 36 (2009) 11710–11717.
- Karathanasopoulos A., Theofilatos K., Sermpinis G., Dunis C., Mitra S., Stasinakis C., *Stock market prediction using evolutionary support vector machines: an application to the ASE20 index*. *European Journal of Finance*, (2016) 22 (12), pp. 1145-1163.

- Koza J., *A Genetic Approach To Econometric Modeling*, in P. Bourguine & B. Walliser, eds, "Economics and Cognitive Science", Pergamon Press, 1991, p 57–75.
- Ljung G., Box G., *On a Measure of Lack of Fit in Time Series Model*, Biometrika, vol 65, 1978.
- Lumsdaine R., *Consistency and Asymptotic Normality of the Quasi-Maximum Likelihood Estimator of IGARCH(1,1) and Covariance Stationary GARCH(1,1) Models*, Econometrica, vol 64, 1996, 575-596.
- Muhammad A., King G., *Foreign Market Exchange Forecasting using Evolutionary Fuzzy Networks*, Conference: computational intelligence for financial engineering, 1997.
- Pedroso J., *An Evolutionary Solver For Pure Integer Linear Programming*, International Transactions in Operational Research 9, 2002, p 337–352.
- Ramirez A., Knoester D., Cheng B., McKinley P., *Applying Genetic Algorithms to Decision Making in Autonomic Computing Systems*, In the Proceedings of the 6th International Conference on Autonomic Computing (ICAC'09), Barcelona, Spain, 2009, p 97-106.
- Pereira R., *Genetic Algorithm Optimisation for Finance and Investment*, Technical report, La Trobe University, 2000.
- Phillips P., Perron P., *Testing for Unit Root in Time Series Regression*, Biometrika, vol 75, 1988.
- Sayed H., Gabbar H., Fouad S., Ahmed K., Miyazaki S., *A Forecasting Decision Support System*, Fourth International Workshop on Computational Intelligence and Applications, Japan, 2008.
- Schwartz G., *Estimating the Dimension of a Model*, The annals of statistics, vol 6, 1978.
- Van Peteghem V., Vanhoucke M., *A Genetic Algorithm for the Multi-Mode Resource-Constrained Project Scheduling Problem*, Faculteit Economie En Bedrijfskunde, 2008.
- Varetto F., *Genetic Algorithms Applications In The Analysis Of Insolvency Risk*, Journal of Banking and Finance 22, 1998, p 1421–1439.
- Watson J., Crick F., *A Structure For Deoxyribose Nucleic Acid*, Nature, April 25, 1953. (Nobel Prize in Physiology or Medicine 1962).
- Weiss G., Hirsch H., *Learning To Predict Rare Events In Event Sequences*, the Fourth International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-98), AAAI Press, 1998, p 359–363.
- Xie Y., Yu J., *Asymptotics for Quasi-Maximum Likelihood Estimators of GARCH(1,2) Model Under Dependent Innovations*, Research Report Centre of Biostochastics, Report 2003:5.

- Youssef H., Sait S., Adiche H., *Evolutionary Algorithms, Simulated Annealing And Tabu Search : A Comparative Study*, Engineering Applications of Artificial Intelligence 14, 2001, p 167–181.

4. مراجع الانترنت:

- www.investing.com
- www.econbiz.de
- www.palisade.com
- www.stanford.edu/~prhansen/software/SPA.html

ملخص:

الخوارزميات الجينية هي واحدة من بين أحدث الطرق الكمية المستخدمة في دعم اتخاذ القرار، هي إحدى تقنيات الذكاء الاصطناعي تحاكي تفسيرات علمية في الوراثة و التطور الطبيعي. بذلك تهدف هذه الدراسة إلى التعرف على الخوارزميات الجينية، كذلك معرفة كيف تستخدم الخوارزميات الجينية في التنبؤ بتطايير الأسواق المالية إلى جانب النماذج القياسية مثل ARCH و مشتقاتها، ثم محاولة تطبيقها على ثلاث أسواق مالية هي بورصة تونس، الدار البيضاء و نيويورك من خلال تحليل السلاسل الزمنية للمؤشرات: *Tunindex*، *Madex* و *Dow Jones*. بالاعتماد على برنامج *Evolver*، و بعد إجراء مقارنة مع الطرق القياسية، تمكنا من الحصول على مجموعة من النتائج حول هذه الحالات. فتم استنتاج مدى فعالية استخدام الخوارزميات الجينية في التنبؤ بتطايير الأسواق المالية، كما أنها تستحق الاستخدام في المسائل الأكثر تعقيدا و عند فشل الطرق المعتادة.

الكلمات المفتاحية: خوارزميات جينية، تطايير أسواق مالية، طرق كمية، تنبؤ، سلاسل زمنية، أمثلية.

Résumé

La méthode des algorithmes génétiques est une nouvelle méthode quantitative développée et technique d'intelligence artificielle qui simule des explications scientifiques en génétique et l'évolution naturelle. Donc le but de cette étude est de reconnaître Les algorithmes génétiques. Ainsi que connaître comment utiliser Les algorithmes génétiques pour la prévision de la volatilité des marchés financières, puis essayer de l'employer dans une étude pratique concernant trois marchés : Tunis, Casa Blanca et New York , en analysant les séries temporelles des indices : Tunindex, Madex et Dow Jones. Après l'utilisation de logiciel Evolver, et la comparaison avec les méthodes d'économétrie, on a eu des résultats autour de ces cas. Enfin on a conclu l'efficacité des algorithmes génétiques dans la prévision de la volatilité, ils méritent également d'être utilisés dans les problèmes les plus complexes et lorsque les méthodes habituelles échouent.

Mot-clé : algorithmes génétique, volatilité, méthodes quantitatives, prévision, séries temporelles, optimisation.

Abstract

Genetic Algorithms is a new developed quantitative method and an Artificial intelligence technique that simulates scientific explanations in genetics and natural evolution. Thus that study aims to recognize Genetic Algorithms As well as know how to use it for volatility forecasting besides econometrics models such us ARCH and its derivatives, then we try to apply it on three financial markets: Tunis, Casa Blanca and New york, through analyzing the time series of: Tunindex, Madex and Dow Jones index. After using Evolver software, and making a comparison with econometrics methods, we have got results around these cases. At last we have concluded the efficiency of Genetic Algorithms in financial markets volatility forecasting, it also deserves to be used in more complicated problems and when usual methods fail.

Keywords: genetic algorithms, volatility, quantitative methods, forecasting, time series, optimization.