الجمهورية العربية السورية

جامعة دمشق

كلية الاقتصاد

قسم الإحصاء التّطبيقي

استخدام أسلوبي الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي والبيزي لدراسة أداء الأسهم في سوق دمشق للأوراق المالية

(دراسة مقارنة)

Using the classical and Bayesian logistic regression methods to study the performance of stocks in Damascus Stock Exchange

(A comparative study)

رسالة مقدّمة لنيل درجة الماجستير في الأساليب الكمية

إعداد: الطالب عبادة الأديب

إشراف

الدّكتور محمد فواز قربي

المدرس في قسم الإحصاء التّطبيقي، كلية الاقتصاد، جامعة دمشق

دمشق 2023

شكر وتقدير

أشكر الدكتور المشرف على جهوده في متابعة هذا العمل ودعمه المستمر لإنجاز الرسالة، كما أشكر أعضاء لجنة الحكم لما قدموه من ملاحظات ساهمت بإثراء الرسالة والرفع من سويتها العلمية.

واتشكر كذلك جميع أساتذتي في قسم الإحصاء فهذا العمل هو ثمرة ما قدموه من عطاء علمي مستمر خلال الفترة السابقة، كما اتشكر جامعة دمشق المتمثلة بإدارة كلية الاقتصاد لما وفرته من بيئة علمية ودعم وتسهيل مستمر للطلاب.

وأخيراً أشكر أمي وزوجتي لما قدموه لي من دعم مستمر خلال إنجاز الرسالة.

موافقة لجنة الحكم

استخدام أسلوبي الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي والبيزي لدراسة أداء الأسهم في سوق دمشق للأوراق المالية

(دراسة مقارنة)

نوقشت الرسالة بتاريخ 5/6/2023 من قبل لجنة الحكم المؤلفة من السادة:

د. ياسر الجندي	الأستاذ المساعد في قسم الإحصاء التطبيقي – الكلية الاقتصاد – جامعة دمشق	عضواً
د. محمد فواز قربي	المدرس في قسم الإحصاء التطبيقي – كلية الاقتصاد – جامعة دمشق	عضواً مشرفاً
د. وليد خالد	المدرس في قسم الإحصاء التطبيقي – كلية الاقتصاد – جامعة دمشق	عضواً

وصدر قرار منح درجة الماجستير في الأساليب الكمية بتاريخ / /2023

فهرس المحتويات

شكر وتقدير II

موافقة لجنة الحكم III

فهرس المحتويات IV

قائمة الأشكال التوضحية VII

قائمة الجداول التوضحية: VIII

ملخّص X

مخطّط البحث XI

المقدّمة: XI

مشكلة البحث: XI

فرضيات البحث: XII

أسئلة البحث: XII

حدود البحث: XIII

منهج البحث، وأدواته: XIII

متغيرات البحث: XV

الدراسات السابقة: XVII

الدراسات العربية: XVII

الدّراسات الأجنبية: XIX

الفصل الأول: المفاهيم الأساسية للأسواق المالية والنّسب المالية: 2

المبحث الأول: الأسواق المالية: 3

1- **نشأة الأسواق المالية:** 3

2- **مفهوم الأسواق المالية، وتعريفها:** 5

المبحث الثّاني: سوق دمشق للأوراق الماليّة: 7

المبحث الثّالث: النّسب الماليّة: 11

1- **مفهوم النّسب الماليّة:** 11

2- **العائد على الأصول (ROA- Return on Assets):** 12

3- **العائد على حقوق الملكيّة (ROE – Return on Equity):** 12

4- **العائد على السّهم (ربح السّهمEPS - Earnings Per Share)):** 13

5- نسبة حقوق الملكية إلى الأصول الكلية (Equity ratio – EQR): 13
6- نسبة سعر السهم على ربح السهم (Price Earnings Ratio – P/E):..... 13
7- نسبة القيمة السوقية للسهم على القيمة الدفترية للسهم (book value /Market Value): 14
8- معدّل دوران السهم: 14
9- المؤشّر السعري لسوق دمشق للأوراق الماليّة:..... 15
الفصل الثاني: الانحدار اللّوجستي 19
المبحث الأول: تعريف الانحدار اللّوجستي:..... 19
1- نموذج الانحدار الاحتمالي الخطّي (LPM):..... 19
2- نموذج الانحدار اللّوجستي:..... 22
3- نسبة الترجيح: 23
المبحث الثاني: طريقة الإمكانية العظمى (Maximum Likelihood Method): 25
1 - استخدام طريقة الإمكانية العظمى في تقدير معلمات نموذج الانحدار اللّوجستي: 26
المبحث الثالث: الانحدار اللّوجستي البيزي:..... 30
1- نظرية بيز Bayes Theorem:..... 30
2- مفهوم التقدير البيزي:..... 31
3- التوزيع القبلي The Prior Distribution:..... 31
4- التوزيع البعدي The Posterior Distribution: 32
5- دالة الكثافة الاحتمالية الأولية المعلوماتية:..... 32
6- دالة الكثافة الأولية غير المعلوماتية: 32
7- تقدير معلمات نموذج الانحدار اللّوجستي باستخدام طريقة بيز:..... 32
8 - سلسلة ماركوف مونتي كارلو Markov chain Monte Carlo (MCMC):..... 35
8-1- تكامل مونتي كارلو Monte Carlo Integration:..... 35
8-2 - سلاسل ماركوف Markov chain:..... 36
8 – 3: خوارزمية متروبوليس-هوستينج (Metropolis-Hastings): 38
المبحث الرابع: مؤشّرات تقييم النّموذج اللّوجستي: 41
1- مصفوفة الإرباك (confusion matrix): 41
2- لوغاريتم دالّة الخسارة log loss:..... 42
3- التحقق المتقاطع (Cross-Validation): 43

الفصل الثّالث: الجانب التّطبيقي:..... 46

المبحث الأول: المحاكاة: 46

المبحث الثاني: تطبيق الانحدار اللّوجستي على بيانات سوق دمشق للأوراق الماليّة: 51

1 – بناء النموذج لتحديد العوامل المؤثّرة في أداء الأسهم: 55

أ – تحديد العوامل المؤثّرة في أداء الأسهم مع إجراء المقارنات الملائمة وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم ومعدّل عائد السوق (Y_Performance) فقط:..... 55

ب – تحديد العوامل المؤثّرة في أداء الأسهم مع إجراء المقارنات الملائمة وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم، ومعدّل عائد السوق، والدّولار والذّهب (Y_PerformanceAND): 60

2 – بناء النماذج للتنبؤ بأداء الأسهم للمدة القادمة: 65

أ– التنبؤ بأداء الأسهم مع إجراء المقارنات الملائمة وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم وعائد السوق (Y_Performance) فقط: 65

ب – التنبؤ بأداء الأسهم مع إجراء المقارنات الملائمة وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (Y_PerformanceAND): 70

النتائج:..... 76

مقترحات:..... 78

قائمة المراجع..... 79

قائمة المطلحات..... 82

قائمة الملاحق 84

قائمة الأشكال التوضحية

الشكل 1 شكل يوضح آلية عمل التحقق المتقاطع البسيط 43
الشكل 2 شكل يوضح آلية عمل التحقق المتقاطع باستخدام أسلوب مونت كارلو 44
الشكل 3 التوزيع البعدي، والتوزيع القبلي (المصدر من إعداد الباحث باستخدام لغة R) 48
الشكل 4 السير العشوائي، والتوزيع الاحتمالي للمقدرات بوساطة تطبيق طريقة MCMC خوارزمية ميتربولس هوستنغ (المصدر: من إعداد الباحث باستخدام لغة R) 49
الشكل 5 التوزيع التكراري لمتغيرات الدراسة (المصدر: من إعداد الباحث) 52
الشكل6 مصفوفة الارتباط الخطي للمتغيرات (المصدر من إعداد الباحث باستخدام لغة R) 53
الشكل7 شكل الإنتشار ومعامل الارتباط لمتغيرات الدراسة (المصدر من إعداد الباحث) 54
الشكل 8 التوزيع ا لاحتمالي للوغاريتم دالة الخسارة لكلا النموذجين وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدل عائد السهم ومعدل عائد السوق (المصدر من إعداد الباحث) 58
الشكل 9 التوزيع الاحتمالي للدقة لكلا النموذجين وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدل عائد السهم معدل عائد السوق (المصدر من إعداد الباحث) 59
الشكل 10 التوزيع التكراري للوغاريتم دالة الخسارة لكلا النموذجين وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدل عائد السهم، ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر من إعداد الباحث) 64
الشكل 11 التوزيع التكراري للدقة لكلا النموذجين وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدل عائد السهم، ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر من إعداد الباحث) 64
الشكل 12 التوزيع التكراري للدقة لكلا للنموجين وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدل عائد السهم، ومعدل عائد السوق (المصدر من إعداد الباحث) 69
الشكل 13 التوزيع التكراري للوغاريتم دالة الخسارة لكلا النموذجين وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدل عائد السهم، ومعدل عائد السوق (المصدر من إعداد الباحث) 70
الشكل 14 التوزيع التكراري للوغاريتم دالة الخسارة لكلا للنموجين وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدل عائد السهم، ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر من إعداد الباحث) 73
الشكل 15 التوزيع التكراري للدقة لكلا النموذجين وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدل عائد السهم ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر من إعداد الباحث) 74

قائمة الجداول التوضحية:

جدول 1أسعار الأساس، وعدد الأسهم للشّركات الداخلة في معادلة احتساب المؤشّر السّعري (المصدر: الموقع الإلكتروني لسوق دمشق للأوراق الماليّة)..... 17

جدول 2جدول يوضح مصفوفة الأرباك (المصدر: من إعداد الباحث) 41

جدول 3 جدول نتائج المحاكاة يظهر متوسط الدقة ولوغاريتم دالة الخسارة لكل التجارب (المصدر: من إعداد الباحث). 47

جدول 4 جدول يوضح قيمة متوسط دالة الخسارة ومتوسط الدقة لكل من أحجام العينة المختلفة مع قيم p_value للفروق (المصدر: من إعداد الباحث) 50

جدول 5 وصف البيانات من إعداد الباحث بالاعتماد على الإفصاحات الماليّة للشركات المدرجة في سوق دمشق للأوراق الماليّة 51

جدول 6 نتائج الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي على بيانات سوق دمشق للأوراق المالية وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدل عائد السهم ومعدّل عائد السوق (المصدر: من إعداد الباحث)..... 55

جدول 7 جدول يظهر نتائج الانحدار اللّوجستي البيزي الماليّة وفق مفهوم كفاءة السّهم بالاعتماد على معدّل عائد السّهم، ومعدل عائد السّوق (المصدر: من إعداد الباحث) 56

جدول 8 جدول مجالات الموثوقية للنموذج البيزي وفق مفهوم كفاءة السّهم بالاعتماد على معدّل عائد السّهم، ومعدّل عائد السّوق (المصدر: من إعداد الباحث)..... 56

جدول 9جدول يظهر الدقة ولوغاريتم دالة الخسارة للنموذجين وفق مفهوم كفاءة السّهم بالاعتماد على معدّل عائد السّهم، ومعدّل عائد السّوق (المصدر من إعداد الباحث) 57

جدول 10جدول يوضح نتائج التحقق المتقاطع لـ 100مرة للنموذجين وفق مفهوم كفاءة السّهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم ومعدّل عائد السّوق (المصدر من إعداد الباحث) 58

جدول 11 نتائج الانحدار اللّوجستي الكلاسيكيّ على بيانات سوق دمشق للأوراق الماليّة وفق مفهوم كفاءة السّهم المقترح بالاعتماد على معدّل عائد السهم، ومعدل عائد السّوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث) 60

جدول 12 جدول يظهر نتائج الانحدار اللّوجستي الماليّة وفق مفهوم كفاءة السّهم المقترح بالاعتماد على معدّل عائد السهم، ومعدل عائد السّوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث) 61

جدول 13 جدول مجالات الموثوقية للنموذج البيزي وفق مفهوم كفاءة السّهم المقترح بالاعتماد على معدّل عائد السّهم، ومعدل عائد السّوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث) 61

جدول 14جدول يظهر الدقة، ولوغاريتم دالة الخسارة للنموذجين وفق مفهوم كفاءة السّهم المقترح بالاعتماد على معدّل عائد السّهم، ومعدل عائد السّوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث)..... 62

جدول 15جدول يوضح نتائج التحقق المتقاطع لـ 100 مرة للنموذجين وفق مفهوم كفاءة السّهم المقترح بالاعتماد على على معدّل عائد السّهم، ومعدل عائد السّوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث) 63

جدول 16 النّموذج الإنحدار اللّوجستي الكلاسيكيّ على بيانات سوق دمشق للأوراق الماليّة وفق مفهوم كفاءة السّهم بالاعتماد على معدّل عائد السّهم، ومعدّل عائد السّوق (المصدر: من إعداد الباحث)..... 65

جدول 17 قيم الدقة ولوغاريتم دالة الخسارة والتحقق المتقاطع للنموذج اللّوجستي الكلاسيكيّ (للتنبؤ) وفق مفهوم عائد السّهم بالاعتماد على معدّل عائد السّهم، ومعدّل عائد السّوق (المصدر: من إعداد الباحث)..... 66

جدول 18 النّموذج الانحدار اللّوجستي البيزي على بيانات سوق دمشق للأوراق الماليّة وفق مفهوم كفاءة السّهم بالاعتماد على معدّل عائد السّهم، ومعدّل عائد السّوق (المصدر: من إعداد الباحث) 66
جدول 19 جدول مجالات الموثوقية للنموذج البيزي (للتنبؤ) وفق مفهوم كفاءة السهم المقترح بالاعتماد على معدّل عائد السهم ومعدّل عائد السوق (المصدر: من إعداد الباحث) 67
جدول 20 قيم الدقة ولوغاريتم دالة الخسارة، والتحقق المتقاطع للنموذج اللّوجستي البيزي (للتنبؤ) وفق مفهوم عائد السهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم، ومعدّل عائد السوق (المصدر: من إعداد الباحث) 67
جدول 21 جدول نتائج اختبار T للمقارنة بين فروق المتوسطات لمؤشّرات الدقة ولوغاريتم دالة الخسارة للنموذج اللّوجستي الكلاسيكيّ (للتنبؤ) وفق مفهوم عائد السّهم على معدّل عائد السّهم ومعدّل عائد السّوق (المصدر: من إعداد الباحث) 68
جدول 22 نتائج الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي (للتنبؤ) على بيانات سوق دمشق للأوراق المالية وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم، ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث)..... 71
جدول 23 قيم الدقة ولوغاريتم دالة الخسارة والتحقق المتقاطع للنموذج اللّوجستي الكلاسيكيّ (للتنبؤ) وفق مفهوم عائد السّهم بالاعتماد على معدّل عائد السّهم، ومعدل عائد السّوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث) 71
جدول 24 نتائج الانحدار اللّوجستي الكلاسيكيّ (للتنبؤ) على بيانات سوق دمشق للأوراق الماليّة وفق مفهوم كفاءة السّهم بالاعتماد على معدّل عائد السّهم، ومعدل عائد السّوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث) 72
جدول 25 جدول مجالات الموثوقية للنموذج البيزي (للتنبؤ) وفق مفهوم كفاءة السهم المقترح بالاعتماد على معدّل عائد السهم، ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث) 72
جدول 26 قيم الدقة ولوغاريتم دالة الخسارة والتحقق المتقاطع للنموذج اللّوجستي البيزي (للتنبؤ) وفق مفهوم عائد السّهم بالاعتماد على معدّل عائد السّهم، ومعدل عائد السّوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث) 73
جدول 27 جدول نتائج أختبار T للمقارنة بين فروق المتوسطات لمؤشّرات الدقة، ولوغاريتم دالة الخسارة للنموذج اللّوجستي البيزي (للتنبؤ) وفق مفهوم عائد السهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم، ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث) 73

ملخّص

الاستثمار في سوق الأوراق المالية يحتاج إلى استخدام أساليب وطرائق علمية لتحديد الخيارات الاستثمارية المثلى، ويعد أسلوب الانحدار اللّوجستي واحداً من الأساليب الإحصائية الّتي تستخدم في تصنيف الأسهم، ومع ظهور المنهج البيزي إلى جانب المنهج الكلاسيكي (التكراري) كان من الضروري تحديد أي المنهجين أفضل في تصنيف الأسهم وتحديد العوامل المؤثرة في أدائها، استخدم الباحث أسلوب المحاكاة والتطبيق على بيانات سوق دمشق للأوراق المالية للوصول إلى المنهج الأفضل، وأظهرت نتائج المحاكاة أنه عند حجوم عينات صغيرة كانت الدقة ولوغاريتم دالة الخسارة للنموذج اللوجستي الكلاسيكي أفضل منها في النموذج اللوجستي البيزي، وعند حجم عينات كبير (أكبر من ثلاثين) لا يوجد فرق واضح بين النموذجين، كما أظهر التطبيق على سوق دمشق للأوراق المالية اختلاف كلا المنهجين في تحديد العوامل المؤثرة في أداء الأسهم، إذ أن النموذجين اللوجستي الكلاسيكي واللوجستي البيزي كانا قادرين على التنبؤ في أداء الأسهم بشكل متقارب، وقدم الباحث نموذجا لوجستيا مقترحا يحدد أداء السهم بالاعتماد على معدل عائد السوق، ومعدل عائد الذهب، والدولار، وكانت دقة النموذج المقترح في التنبؤ 95%.

الكلمات المفتاحية: الانحدار اللوجستي، المنهج التكراري، المنهج البيزي، أداء الأسهم، عائد السهم، عائد السوق، نظرية بيز، الانحدار البيزي، التحقق المتقاطع.

مخطّط البحث

المقدّمة:

يعدّ أسلوب الانحدار اللّوجستي من الأساليب المستخدمة لحل مسائل التّصنيف والفرز، ويعدّ من الأساليب الّتي تساعد في اكتشاف المتغيرات المؤثّرة على المتغير التّابع النّوعي وفهمها، ويساعد في التّحليل المالي وتحليل الأسواق المالية، وأداء الأسهم فيها، وهو أحد الأدوات العلمية في تحديد الخيارات الاستثمارية المثلى في الأسواق المالية، وتعدّ الأسواق المالية أحد الحقول الملائمة، لتطبيق الانحدار اللّوجستي، ومع تطور علم الحاسب اصبح من الممكن تطبيق المنهج البيزي في التّقدير، فبواسطته أصبح من الممكن تقدير معالم الانحدار اللّوجستي بطرائق احتمالية تعتمد على المبرهنة الشّهيرة الّتي وضعها عالم الإحصاء توماس بييز[1] (1701 – 1761)، ومن هذا المنطلق ظهرت الحاجة إلى مقارنة الطّريقة الكلاسيكية (التّكرارية) في تقدير معلمات نموذج الانحدار اللّوجستي مع الطّريقة البيزية في التّقدير، وتطبيقها على أداء الأسهم في سوق دمشق للأوراق المالية، وتحديد الاختلاف بين الطّريقتين، ليوظّف الأسلوب الملائم في تحديد الخيارات الاستثمارية المثلى.

مشكلة البحث:

هناك العديد من الطّرائق المالية والإحصائية (التحليل الفني، التحليل الأساسي، تحليل الانحدار)؛ لتحديد الخيارات الاستثمارية، وهنا تظهر ضرورة البحث في الأساليب العلمية الإحصائية الّتي تساعد في تحديد العوامل المؤثّرة في قرار الاستثمار في سوق الأسهم، ويعد أسلوب الانحدار اللّوجستي واحداً من الأساليب الإحصائية الّتي تستخدم في تصنيف الأسهم، وتحديد العوامل المؤثّرة في أداء السهم، وهناك منهجيتان في تقدير معلمات الانحدار اللّوجستي، الأولى المنهجية الكلاسيكية الّتي تقوم على عدّ معلمات الانحدار قيماً ثابتةً على عكس المنهجية البيزية الّتي تعدّ المعالم متغيرات عشوائية لها توزيعات أولية، ومن قانون بيز يحصل على التّوزيع اللّاحق لها وتقديرها.

---

[1] توماس جوشوا بايز (بالإنجليزية: Thomas Bayes) (1701م – 7 أبريل 1761م) كان عالما رياضياً وإحصائياً إنجليزياً، وفيلسوفاً، ووزيراً بريسبيتارياً (دينياً)، ويعرف بأنه منشأ نظرية الاحتمالات الإحصائية الشهيرة الّتي تحمل اسمه: مبرهنة بايز.

يركز هذا البحث في تحديد أي الطّريقتين أفضل في تقدير معلمات نموذج الانحدار اللّوجستي بواسطة المحاكاة والتّطبيق على سوق دمشق للأوراق المالية.

فرضيات البحث:

من أسئلة البحث يمكننا القول إنّ: فرضيات البحث هي:

- لا يوجد اختلاف بين نموذج الانحدار اللّوجستي البيزي ونموذج الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي من حيث تخفيض خطأ التّقدير.
- لا يوجد اختلاف بين نموذج الانحدار اللّوجستي البيزي ونموذج الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي من حيث التّنبؤ بأداء الأسهم على نحو أفضل.
- لا يوجد اختلاف في كلا النّموذجين في تحديد العوامل المؤثّرة معنويا في أداء الأسهم.

أسئلة البحث:

من الاستعراض السابق يمكننا طرح تساؤلات عدة:

- هل طريقة الانحدار اللّوجستي البيزي أكثر كفاءةً إحصائياً من طريقة الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي في التّعرف على أداء الأسهم والعوامل المؤثّرة فيها؟
- ما عقبات تطبيقِ كل نموذج على حدة وشروطه، وما ميزات كل نموذج في التطبيق وعيوبه؟ فضلاً عن ذلك ما العوامل الأكثر تأثيرا في أداء الأسهم بالنّسبة إلى كلا النّموذجين؟
- هل طريقة الانحدار اللّوجستي البيزي أكثر كفاءة من طريقة الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي في التنبؤ بأداء الأسهم في سوق دمشق للأوراق المالية؟
- ما العوامل المؤثّرة في أداء الأسهم في سوق دمشق للأوراق المالية؟

أهداف البحث:

يهدف البحث إلى المقارنة بين أسلوبين إحصائيين، وهما: أسلوب الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي والانحدار اللّوجستي اللّوجستي، من حيث كفاءة كلا النّموذجين من الناحية الإحصائية، والقدرة على التنبؤ بأداء الأسهم وتحديد أهم العوامل المؤثّرة في أداء الأسهم في سوق دمشق للأوراق المالية.

حدود البحث:

حدود البحث المكانية: سوق دمشق للأوراق المالية.

حدود البحث الزمنية: بين عام 2017 و2021

طُبقت الدّراسة على أسهم الشركات المدرجة في سوق دمشق للأوراق المالية خلال المدة آنفة الذكر[2]، وعلى 24 شركة استَثني 2 منها، بسبب توقفها عن العمل، وكذلك اختيرت المدة في الأعوام 2017 و2018، وذلك بسبب استقرار سعر الصرف نسبيا في تلك المدة، وبعد الدراسة الأولية كان هناك حاجة إلى إضافة المدة 2019 و 2020 و 2021، لفهم طبيعة البيانات، ولحاجة النّموذج اللّوجستي إلى بيانات أكبر، اعتمدت متغيرات البحث بالاستناد على الدّراسات السابقة، ومتابعة الباحث سلوك المستثمرين في أسواق الدول المجاورة.

منهج البحث، وأدواته:

اعتمد الباحث منهجا وصفيا تجريبيا، فقارنَ بين أسلوبين إحصائيين هما: أسلوب الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي، وأسلوب الانحدار اللّوجستي البيزي من ناحية إحصائية نظرية، إذ استعرض الباحث الجانب النظري للأسلوبين، وتوصيف الاختلاف في التقدير، ومن ناحية تطبيقية تجريبية باستخدام محاكاة مونتي كارلو فولّدَ بيانات عن طريق لغة البرمجة الإحصائية R والمقارنة بين الأسلوبين بالتطبيق على البيانات المولدة عشوائياً، إذ أجريت المفاضلة بين النّموذجين من ناحية إحصائية وذلك مع الأخذ بالحسبان أن طريقة المحاكاة تسهم بفهم سلوك النّموذج في ظروف قد لا تتوافر في الواقع العملي، ويستطيع الباحث تطبيق النموذج في جميع الحالات الممكنة، بوضعها

[2] 2021-2017

خطوة؛ لإيجاد الأسلوب الأفضل في الواقع العملي، ثم انتقل الباحث إلى الناحية التّطبيقية الواقعية مستخدما الأسلوبين، وذلك بالتطبيق على بيانات سوق دمشق للأوراق المالية؛ للوصول إلى قدرة النماذج على التنبؤ بأداء الأسهم، وتحديد العوامل المؤثّرة في أداء الأسهم؛ إذ عدُّت النسب المالية متغيرات مستقلة، وعدّ أداء السهم متغيرا تابعا يأخذ قيمتين إما السهم رديء أو جيد.

فمن خلال هذا البحث يستعرض الأسلوبان من الناحية التّطبيقية النظرية، ومن الناحية الواقعية وكيفية الاستفادة منهما في الجانب المالي، وتجدر الإشارة إلى أن الباحث قام بكتابة كود برمجي بلغة R لإجراء المقارانات تم الإشارة إليه في الملاحق، وكذلك بنى تطبيق ويب أسهم بإجراء المقارنات اللازمة، طور النموذج المقترح في نهاية البحث عبر؛ مراحل عدة من الدراسة، فتطور مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على مراقبة سلوك المستثمرين في الأسواق الأخرى والدراسات السابقة، وإجراء محاولات عدة وبناء عدد من النماذج المختلفة؛ للوصول إلى نموذج ذي دقة ملائمة في التنبؤ كما سيوضح في الجانب العملي من هذا البحث، اعتمدت مصادر للبيانات على الشّكل الآتي:

بيانات ولّدت باستخدام لغة البرمجة الإحصائية R وبيانات ثانوية أخذت من النشرات المالية الربعية للشّركات المدرجة في سوق دمشق للأوراق المالية في الأعوام 2017 إلى 2021، ومنها حسبت النسب المالية (المتغيرات) المطلوبة للدراسة التّطبيقية.

صعوبات البحث:

وجد الباحث صعوبة في الوصول إلى البيانات جميعها وتفريغها، فلم تتوافر النسب المالية في موقع سوق دمشق للأوراق المالية، وجد جزء كبير من البيانات على الشبكة الإنترنت كنشرات ربعية للشّركات المدرجة وكان جزء منها مفقودا، فاحتاج الباحث إلى التواصل مع إدارة بعض الشّركات أو مراسلة هيئة الأوراق والأسواق المالية؛ للحصول عليها، فضلاً عن صعوبة إدخال النسبة المالية على الحاسب، فأُدخلت يدويا حوالي 4000 نقطة بيانات، وروجعت، ودققت، لضمان الوصول إلى نتائج دقيقة.

متغيرات البحث:

اعتمد الباحث مجموعة من النسب المالية بوضعها متغيرات مستقلة، ومتغير تابع يعبر عن أداء السهم وهي على الشكل الآتي:

X1_ROA: العائد على الأصول.

X2_ROE: العائد على حقوق الملكية.

X3_EPS: العائد على السهم.

X4_Eqratio: نسبة حقوق الملكية إلى الأصول الكلية.

X5_PE: نسبة سعر السهم على ربح السهم.

X6_MV/BV``: نسبة القيمة السوقية للسهم على القيمة الدفترية للسهم.

X7_Stockturnover: معدل دوران السهم.

X8_BV: سعر السهم السوقي.

Goldreturn: معدل عائد الذهب

USDeturn: معدل عائد سعر صرف الدولار.

Y: هو متغير تابع نوعي (ثنائي) يمثل الأداء للسهم يأخذ قيمتين إما الأداء جيد فيأخذ القيمة 1 أو الأداء رديء لسهم فيأخذ القيمة 0.

تحددت خواص المتغير التابع بناء على معدل عائد السهم، ومعدل عائد السوق في البداية، وذلك بناء على الدراسات السابقة، ثم راقب الباحث سلوك المستثمرين في الأسواق المالية فلحظ اعتمادهم في تحديد الأداء الجيد معدل عائد الذهب، ومعدل عائد سعر صرف الدولار، فاعتمد في هذه الدراسة سعر الذهب العالمي في حساب معدل العائد على الذهب، وأسعار صرف الدولار في السوق الموازية بالليرة السورية، وذلك على النحو الآتي:

يعد أداء سهم شركة ما جيداً ومن ثم فرصة استثمارية جيدة، وفق مفهومين:

المفهوم الأول (يرمز له بالمتغير Y_Performance): إذا كان معدّل عائد السهم أكبر من معدّل عائد السوق أو يساويه، فيعدّ السهم جيداً، وفرصة استثمارية مناسبة أو العكس يعدّ سهما رديئاً.

المفهوم الثاني (يرمز له بالمتغير Y_Performance_AND): والذي طوره الباحث بتطويره بمراقبة الأسواق المالية العالمية وفهم سلوك المستثمرين، لاحظ إذا كان معدّل عائد السهم أكبر من معدّل عائد السوق أو معدّل عائد الذّهب أو معدّل عائد الدّولار أو يساويهم، يعدّ السهم فرصة استثمارية جيدة، وعلى النّقيض يعدّ فرصة استثمارية رديئة إذا كان معدّل عائد السهم يقل عن معدّل عائد السوق والدّولار والذّهب في تلك اللّحظة، وقد رمز للأداء الجيد للسهم بالرمز (1) وللأداء الرديء له بالرمز (0).

معدّل عائد السهم وفقاً للمعادلة الآتية:

$$SR_i = \frac{AMP_i - AMP_{i-1}}{AMP_{i-1}} * 100$$

فإن:

SRi: يمثل معدّل عائد السهم في السنة i.

AMPi: متوسط السعر السوقي للسهم في السنة i.

AMPi−1: متوسط السعر السوقي للسهم في السنة i−1.

فيما حين احتسب معدّل عائد السوق MR وفقاً للمعادلة الآتية:

$$MR_i = \frac{MPI_i - MPI_{i-1}}{MPI_{i-1}} * 100$$

فإن:

MRi: يمثل معدّل عائد السوق في السنة i.

MPIi: هو المؤشّر السعري لسوق دمشق للأوراق المالية في السنة i.

MPIi-1: هو المؤشّر السعري لسوق دمشق للأوراق المالية[3] في السنة i-1.

واحتُسِبَ معدّل عائد الدّولار ومعدّل عائد الذّهب بالطريقة نفسها، وتجدر الإشارة إلى أن البيانات للفترة الزمنة t تظهر أداء السهم في المدة t والّتي تعدّ معروفة مسبقًا، لذلك استخدمت البيانات بهذا الشكل؛ لتحديد العوامل المؤثر في أداء الأسهم، ولكن استخدام أداء السهم في المدة t+1 مع قيم بيانات المدة t وذلك لبناء نموذج يتنبأ بقيم المدة القادمة، والهدف من هذه الطريقة هو تطوير نموذج ملائم للمستثمرين، بحيث يدخل رأس المال إلى السوق إن كان معدّل عائد السوق أعلى من الدولار فإن كان العكس فهو يخرج من السوق إلى الذّهب أو الدّولار، يعدّ السهم استثمارا لرأس المال إذا حقق أعلى معدّل عائد بالطريقة نفسها.

الدراسات السابقة:

الدراسات العربية:

1. **غانم، عدنان، جاعوني، فريد بعنوان "الانحدار اللّوجستي ثنائي الاستجابة في دراسة أهم المحدّدات الاقتصادية والاجتماعية لكفاية الأسرة"، مجلة جامعة دمشق للعلوم الاقتصادية والقانونية، 2011**

ركّزت الدّراسة على استخدام نموذج الانحدار اللّوجستي في تحديد محددات كفاية الأسرة وهي من الظّواهر الاجتماعية، والاقتصادية الّتي من الجيد استخدام أسلوب الانحدار اللّوجستي فيها، وما يميز هذه الدّراسة هو تركيزها على استخدام أسلوب الانحدار اللّوجستي في الجانب المالي، فإن معظم الدّراسات تستخدم الانحدار اللّوجستي في المجال الطّبي أو الاجتماعي، يستفاد من هذه الدّراسة في صياغة النّموذج اللّوجستي على سوق دمشق للأوراق المالية.

[3] شرح المؤشّر ضمن البحث في الفصل الثالث.

2. **الفهود، سهيلة حمود عبد الله، بعنوان "استخدام الانحدار اللّوجستي لدراسة العوامل المؤثّرة على أداء الأسهم (دراسة تطبيقية على سوق الكويت للأوراق الماليّة)"، مجلة جامعة الأزهر-غزة: العلوم الطبيعية، 2014**

تتناول الدّراسة تحديد العوامل المؤثّرة في أداء الأسهم في سوق الكويت للأوراق المالية باستخدام الانحدار اللّوجستي؛ إذ توصلت الدّراسة إلى بناء نموذج لوجستي قادر على تصنيف الأسهم ضمن سهم رديء، وجيد بدقّة 74%، وتحديد العوامل المؤثّرة معنوياً في أداء الأسهم وهي ربحية السهم، نسبة صافي الإيرادات البنكية إلى الأصول الكلية، والعائد على حقوق الملكية. وقد أسهمت هذه الدّراسة بتطوير فكرة البحث الحالي باستثمار ما توصلت إليه من نتائج؛ فاعتمد الباحث على المتغيرات المذكورة في الدّراسة في تصميم البحث الحالي، وبناء النّموذج؛ لإجراء المقارنة بين النّموذج اللّوجستي البيزي، واللّوجستي الكلاسيكي وتميز البحث الحالي من دراسة الباحثة الفهود باختلاف الهدف، ومقارنة نموذجين على أسواق دمشق للأوراق المالية فضلاً عن لذلك، فالدّراسة الحالية استخدمت أكثر من مستوى؛ لتحديد السهم الرديء والسهم الجيد بالمقارنة مع عائد الذّهب، وعائد الدّولار، وعائد السوق.

3. **البكري، رباب عبدالرضا بعنوان "استعمال طريقة بيز والطرق الكلاسيكيّة في تقدير معلمات الانحدار اللّوجستي"، جامعة بغداد كلية الإدارة والاقتصاد، مجلة العلوم الاقتصادية والإدارية، 2019**

تناولت الدّراسة مقارنة نماذج الانحدار اللّوجستي بحسب طرائق تقدير معلمات النّموذج كطريقة الإمكان الأعظم، وطريقة تصغير مربع كاي، وطريقة تقدير المربعات الصغرى الموزونة، وطريقة بيز، وذلك باستخدام أسلوب المحاكاة بحسب أحجام عينات مختلفة، وكان معيار المقارنة بين النّماذج هو متوسط مربعات الأخطاء MSE، من دون الخوض في تفاصيل إمكانية اختلاف نتائج المقارنة بحسب تغير طبيعة البيانات، وحقل تطبيق النّموذج اللّوجستي؛ توصلت الدّراسة إلى أن تقدير المعلمات في الطرائق جميعها لا يختلف عن الطّريقة البيزية وأن الاختلاف كان في طريقة المربعات الصغرى الموزونة، وعلى ضوء هذه الدّراسة استطاع الباحث الاستفادة من منهجية المقارنة باستخدام أدوات أكثر دقة كلوغاريتم دالّة الخسارة ومصفوفة الإرباك والتّحقق المتقاطع بديلا عن دالّة MSE، وتطبيق النّموذج

اللّوجستي الكلاسيكي، والبيزي على مرحلتين: الأولى مشابهة للأسلوب هذه الدّراسة، والمرحلة الثّانية باستخدام بيانات سوق دمشق للأوراق المالية.

الدّراسات الأجنبية:

1. **Ali ,Syed Shahan ,Mubeen ,Muhammad ,Lalc ,Irfan ,Hussaind ,Adnan title" Predication of stock performance by using logistic regression model : evidence from Pakistan Stock Exchange (PSX)", Asian Journal of Empirical Research, 2019**

سيد،شاهين-مبين،محمد-حسين، عدنان- لا،عرفان، العنوان "التنبؤ بأداء الأسهم باستخدام نموذج الانحدار اللوجستي: دليل من البورصة الباكستانية (PSX)"، المجلة الآسيوية للبحوث التجريبية، 2019

هدفت الدّراسة إلى بيان أثر النّسب المالية في أداء الأسهم في سوق الأوراق المالية الباكستانية واستخدم الباحثون فيها أسلوب الانحدار اللّوجستي؛ لتصنيف الأسهم ضمن فئتين: سهم جيد، وسهم رديء وشملت هذه الدّراسة البيانات السنوية لشركات السوق المالية الباكستانية من عام 2011 إلى عام 2015 وتوصلت إلى بناء نموذج من ست نسب مالية بوضعها متغيرات مستقلة قادرة على التنبؤ بأداء السهم بنسبة 89% وتعدّ الدّراسة مؤشّراً على إمكانية استخدام أسلوب الانحدار اللّوجستي أداة لتقيم أداء الأسهم في سوق دمشق للأوراق المالية، وقد أسهمت في اختيار متغيرات البحث الحالي الذي يدرس الفرق بين نموذج الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي، والانحدار اللّوجستي البيزي، وكذلك دراسة كفاءة السهم حسب مؤشّر عائد السوق، ومؤشّر عائد الذّهب، ومؤشّر عائد الدّولار.

2. **Shin, Joanne L. title "A fully Bayesian approach to logistic regression", University of California, San Diego, 2015**

نهج بايزي المتكامل للانحدار اللوجستي "، جامعة كاليفورنيا، سان دييغو، 2015

تفيد الدّراسة البحث الحالي لأنها تجري مقارنة بين نموذج الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي والبيزي على مرضى الربو، فاستُخدِمَ النّموذج؛ للكشف عن مرضى الربو بالأعراض الّتي تظهر عليهم، وأي النّموذجين أقدر على تحديد المصاب بالربو، وأظهرت النتائج أن النّموذج البيزي أكثر كفاءة في تحديد المرضى، وذلك باستخدام جدول دقة

التصنيف أداة؛ لتحديد أي النموذجين أفضل، في حين أن البحث الحالي استخدم مؤشّرات عدة لتحديد أي النموذجين أفضل (لوغاريتم دالة الخسارة، ومصفوفة الإرباك، والتحقق المتقاطع).

3. **Yan Zhang ,Yoav Bergner ,Educational Testing Service; title "Applying Frequentist and Bayesian Logistic Regressions to MOOCs Data in SAS :a Case Study", Columbia University, 2016.**

يان سيهانغ، يافـ بريغنر بعنوان "تطبيق الانحدار اللوجستي المتكرر والبايزي على بيانات MOOCs في SAS: دراسة حالة" جامعة كولمبيا، 2016.

تناولت الدراسة تطبيق نموذج الانحدار اللّوجستي البيزي والكلاسيكي على بيانات أحد الدورات المجانية المقدمة بالإنترنت، إذ يشترك عددٌ جيد من الأشخاص في هذه الدّورة من محللي البيانات، ولكنهم يفقدون الرغبة في إتمامها، فيهدف البحث إلى التّحقق من الأسباب الّتي تفقدهم الرغبة في إتمام الدورة بتطبيق النموذجين السابقين، وأظهرت النتائج أن كلا النموذجين لهما النتيجة نفسها بسبب أن البيانات المستخدمة ضخمة. وما يميز الدراسة الحالية لأنها لا تستخدم البيانات الضخمة في التّحليل وإنما تستخدم بيانات مالية لعدد محدود من الشركات المدرجة في سوق دمشق للأوراق المالية.

4. **L .Mary Gladence ,M .Karthi and V .Maria Anu, "STATISTICAL COMPARISON OF LOGISTIC REGRESSION AND DIFFERENT BAYES CLASSIFICATION METHODS FOR MACHINE LEARNING-ARPN" , ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences, 2015.**

مقارنة إحصائية للإنحدار اللوجستي وطرق تصنيف بيز المختلفة للتعلم الآلي، مجلة ARPN للهندسة والعلوم التطبيقية، 2015.

هذه الدراسة هي مقارنة إحصائية بين أسلوب الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي وأساليب بيز التصنيفية، فاستخدمت مجموعات مختلفة من البيانات، طبقت أساليب إحصائية تصنيفية عدة، وهي شبكات بيز ونموذج بيز البسيط naïve Bayes، وبيز البسيط المحدث naïve Bayes updatable، والانحدار اللّوجستي، وجرت المقارنة بين هذه الأساليب باستخدام معايير إحصائية عدة، وهي الدقة والاستدعاء، والقيمة المطلقة لمتوسط الأخطاء، وجذر القيمة المطلقة لمتوسط الأخطاء وKappa، وتوصلت إلى أن أسلوب الانحدار اللوجستي الكلاسيكي يمكن

استخدامه بدل الأساليب البيزية التّصنيفية الأخرى، لأنه أبدى كفاءة في البيانات كبيرة الحجم، في حين كانت أساليب بيز التّصنيفية أكثر كفاءة في البيانات ذات الحجوم الصغيرة، وبالدّراسة الحالية استَخدمت المعايير الإحصائية المذكورة، لإجراء المقارنات بين أسلوبي الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي، والانحدار اللّوجستي البيزي، والجديد في الدّراسة الحالية هي تحديدها أسلوب الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي، والبيزي وإجراء المقارنة بينهم فقط، وذلك من ناحية إحصائية وثم مالية على خلاف الدّراسة السابقة إذ تركز على المقارنة الإحصائية من وجهة نظر الأساليب التصنيفية في الذكاء الصنعي.

فصول البحث:

الفصل الأول: المفاهيم الأساسية للأسواق المالية، والنّسب المالية.

الفصل الثّاني: الانحدار اللّوجستي، وتقيم الأداء.

الفصل الثّالث: التّحليل الإحصائي.

الفصل الأول: المفاهيم الأساسية للأسواق المالية والنّسب المالية:

المبحث الأول: الأسواق المالية.

المبحث الثّاني: سوق دمشق للأوراق المالية.

المبحث الثّالث: النّسب المالية.

المبحث الأول: الأسواق المالية:

1- نشأة الأسواق المالية:

إن تطور المجتمعات تاريخياً وتطور احتياجاتها الاقتصادية والمالية أدى إلى نشوء أسواق جديدة؛ لتغطية تلك الاحتياجات تدعى الأسواق المالية، ووجود تلك الأسواق كان نتيجة طبيعية؛ لتلبية متطلّبات التطور التجاري، والاقتصادي، والسياق التاريخي لنشأة هذه الأسواق جاء نتيجة محاولة الأنشطة التجارية، والاقتصادية استغلال مدخراتها المالية على نحو أفضل، وساعد في ذلك التطور العلمي وظهور شركات سعت سعيا حثيثاً إلى استثمار الفوائض المالية في تلك الأسواق، فكان انتشارها، وتطورها نتيجة طبيعية لتطور النشاط الاقتصادي وظهور أشكال مختلفة من الأنشطة الاقتصادية كالشّركات القابضة، وشركات المساهمة.

ارتكزت فكرة الأسواق المالية على نظرية "آدم سميث" الّتي تقول: أن تقسيم العمل يعتمد على حجم السوق، فهناك علاقة وثيقة بين حجم السوق، والإنتاج، فانعكست هذه العلاقة على التطور المالي ومعدّل دخل الفرد، وقد مرت بخمسي مراحل:

أ/المرحلة الأولى: تتميز هذه المرحلة بوجود عدد كبير من البنوك الخاصة، ومحلات الصرافة، وارتفاع نسبي في المعيشة. وإقبال المدخرين على استثمار مدخراتهم، أما بالنّسبة إلى الأفراد فهي تتميز في الزيادة في الإنتاج وارتفاع المدخول، واتّساع المعاملات، ونجد أن أكبر المشروعات تكاد تفصل بين المدّخرين والمستثمرين، فأصبحت الفوائض في الدّخل تَسلّم للمستثمرين على نحو مباشر.

ب/ المرحلة الثانية: تتميز هذه المرحلة بظهور البنك المركزي الذي يسيطر على البنوك التجارية، وفي هذه المرحلة تقوم البنوك التجارية بعملها التّقليدي، ويزداد قبول خصم الكمبيالات وزيادة دورها في الائتمان طبقا للقواعد الّتي يصدرها البنك المركزي، وتحاول مدّ نشاطها خارج الحدود، غير أنها لا تستطيع منح القروض إلاّ لآجال محدودة مع زيادة طلب الأفراد على النقود في هذه المرحلة.

ج/ المرحلة الثالثة: بدأ ظهور البنوك المختصة في الإقراض المتوسط، وطويل الأجل مثل البنوك الصناعية والعقارية والزّراعية، وبنوك التّنمية، وشركات التّأمين، تَصدر هذه البنوك سندات متوسطة وطويلة الأجل، لسد

حاجتها من الأموال، والبنك المركزي يصدر سندات الخزينة، ويزيد رقابته على نشاط البنوك بوجه عام رعايةً للمصالح العامة.

د/المرحلة الرابعة: هي مرحلة بداية ظهور الأسواق النَقدية المحلّية، فزيادة الطلب على رأس المال أدى إلى الاهتمام بسعر الفائدة، للحدّ من زيادة الطلب على النقود وهنا يقتضي الزّيادة في إصدار سندات الخزينة أوقات متوسطة وطويلة الأجل أيضا، في هذه المرحلة يزداد نشاط الأوراق التجارية وشهادات الإيداع للتّداول، وهذا يعدّ بداية اندماج السوق النقدي في السوق المالي وبداية ظهور أسواق ثانوية لتداول هذه الأوراق (البورصات).

هـ/المرحلة الخامسة: هي مرحلة اندماج الأسواق المالية المحلية في الأسواق المالية العالمية، فلقد تحولت بعض المؤسسات أو الأسواق المالية المحلية إلى أسواق دولية فتنتقل منها رؤوس الأموال المختلفة[4].

تشير الشّواهد التاريخية أن أول بورصة أُنشئت في مدينة أنفرس البلجيكية عام (1576)، ثم أمستردام في هولندا عام (1608)، ثم في لندن عام (1666)، وبعدها مدينة باريس عام (1808)، ثم تلا ذلك إنشاء بورصة نيويورك عام (1892)، وقد كان لانتشار الشركات المساهمة في تلك المدة وإقبال الحكومات على الاقتراض، وخلق حركة قوية للتعامل بالصكوك المالية الأثر الأهم في ظهور بورصات الأوراق المالية، بعد أن كانت معظم تلك التعاملات تتم في بادئ الأمر على قارعة الطريق كما في الدول الكبرى كفرنسا، وانكلترا، وأمريكا، إلى أن استقر التعامل في أبنية خاصة تسمى الآن بورصات الأوراق المالية.

انتقلت الأسواق المالية من أشكالها، وصيغها الأولية التي نشأت فيها إلى أشكال وصيغٍ جديدة، حيث التّنظيم القانوني والرقابة، والإدارة، والتّحليل المالي، والتنبؤات التي باتت تشكل العمود الفقري لكل عمل مالي في العالم، فضلاً عن ذلك فقد دخلت الأسواق المالية عالم التّقانة والتّكنولوجيا بعد أن كانت الصفقات تَسجل على لوح خشبي وينادي بعض الأشخاص عليها في ردهة السوق ويتجمع السماسرة أمام كل لوحة، حتى أصبح اللّوح الخشبي شاشة الإلكترونية تعرض باستمرار الأسعار والصفقات وحركة البورصة. (كنعان جامعة دمشق).

---

[4] مسعود، منيرة مسعود، *الأطر التنظيمية والتشريعية لأسواق الأوراق المالية*، جامعة دمشق، رسالة ماجستير 2002، ص13

2- مفهوم الأسواق المالية، وتعريفها:

لا يختلف تعريف الأسواق المالية كثيرا عن مفهوم السوق الذّي نعرف، لذلك فإن الأسواق المالية تَعبر عن المكان أو الكيان الذي يجتمع فيه البائع والمشتري؛ لتنفيذ صفقة أو عملية متاجرة ما، البائع لديه الرغبة في بيع السلعة، فيقدّم عرض بيعٍ السلعة مقابل الحصول على ثمن ما، والمشتري لديه الرغبة والثّمن للحصول على هذه السلعة، فيقدّم طلب شراء، وفي هذه الحالة تكون السلعة هي الورقة المالية، ودور السوق المالية في هذه الحالة هو تسهيل بيع الورقة المالية أو شرائها، وقد تكون الورقةُ الماليةُ أسهما، سندات، أوراقًا تجارية، وغيرها.

فالأسواق المالية مكان التقاء بين عارضي رؤوس أموال طويلة الأجل والطّالبين لها؛ وذلك بغية تعبئة تدفّق الفوائض المالية نحو من لهم عجز مالي وتسهليها، وفق شروط معينة من أجل الإسهام في التّنمية الاقتصادية والاجتماعية (McMenamin, 2002)[5].

ويمكن أن يعرف السوق المالي أنه "المكان أو نظام الكمبيوتر الآلي الذي تتجمع فيه طلبات بيع وطلبات شراء الأدوات المالية، والّتي يؤدي تنفيذها إلى تحريك التداول في الأسواق المالية."[6]

وتَعبر الأسواق المالية عن الحيز المكاني أو الافتراضي الذي تلتقي فيه قوى عرض أدوات الاستثمار والطلب عليها، فهي آلية تتَيح مبادلة الثروة النقدية مع الأشكال الأخرى المختلفة كالأوراق المالية، والسلع الأساسية كالذّهب والمعادن الثمينة.[7]

ويعرف الدكتور (علي كنعان) السوق المالي أنها: (تجمع تجاري يلتقي فيه المتعاملون؛ لإجراء صفقات البيع والشراء للأصول المالية المتداولة، وذلك بواطة الوسطاء والسماسرة الذين يسهلون إجراء الصفقات، وتسهم السوق

---

[5] Mcmenamin, J, *Financial Management*, London, 2002 , p.72

[6] أحمد بوراس، السعيد بريكة، *كفاءة الأسواق العربية وتمويل الاقتصاد، الملتقى الدولي "سياسات التمويل وأثرها على الاقتصاديات والمؤسسات"* دراسة حالة الجزائر والدول النامية، ، 2006 ،ص1.

[7] – محمد مجد الدين باكير، *محافظ الاستثمار إدارتها واستراتجيتها*،شعاع للنشر والعلوم، حلب، سوريا، 2008،ص40.

في تجميع المدخرات الوطنيّة، واستثمارها بحيث تحقق الاستخدام الكفء للموارد المتاحة وتؤدي إلى زيادة معدلات النمو الاقتصادي).

ومن التعاريف يمكن تلخيص مفهوم الأسواق المالية أنه المكان الواقعي أو الافتراضي الذي يوفر الأدوات اللازمة؛ الّتي تتيح التقاء بائعين وشارين للأوراق المالية، وتسهل التبادل التجاري بينهم بحيث تتحقق مصلحة مالية للطّرفين.[8]

[8] المرجع السابق صفحة 41

المبحث الثّاني: سوق دمشق للأوراق المالية:[9]

التأسيس:

أُسست سوق دمشق للأوراق المالية، بموجب المرسوم التشريعي رقم /55/ الصادر عن سيادة الدكتور بشار الأسد، رئيس الجمهورية العربية السورية بتاريخ 1/10/2006، الذي نص على إنشاء سوق للأوراق المالية في سورية، تعرف باسم ((سوق دمشق للأوراق المالية)).

ونص المرسوم على أن تتمتع السوق بالشخصية الاعتبارية، والاستقلال المالي والإداري، وترتبط بهيئة الأوراق والأسواق المالية السورية وتعمل تحت إشرافها، وبحيث يكون المقر الرئيس للسوق مدينة دمشق، ونص قانون السوق على أنه يجوز بقرار من مجلس الوزراء تحويل السوق إلى شركة مساهمة، مملوكة من أعضاء السوق عند توافر المناخ الملائم لذلك، مع بقائها خاضعة إلى إشراف الهيئة.

إن إحداث سوق للأوراق المالية جاء بهدف العمل على توفير مناخ مناسب، لتسهيل استثمار الأموال، وتوظيفها، وتأمين رؤوس الأموال اللازمة لتوسيع النشاط الاقتصادي بواسطة ترسيخ أسس التداول السليم والواضح والعادل للأوراق المالية.

الإدارة:

يدير السوق مجلس إدارة مكون من تسعة أعضاء، يسمون بقرار من رئيس مجلس الوزراء، بناء على اقتراح من مجلس مفوضي هيئة الأوراق والأسواق المالية السورية.

يتضمن المجلس:

- عضوين ممثلين عن اثنين من الشركات المساهمة المصدرة للأوراق المالية، الأعضاء في السوق.

- عضوين ممثلين عن اثنين عن شركات الخدمات والوساطة المالية المرخص لها.

---

[9] موقع سوق دمشق للأوراق الماليّة ((http://dse.sy

– ثلاثة أعضاء من أصحاب الخبرة والمؤهلات في الأسواق المالية يختارهم المجلس.

– عضو ممثل عن هيئة الأوراق والأسواق المالية السورية.

– عضو ممثل عن مصرف سورية المركزي.

و يعين مدير تنفيذي للسوق، ونائب له بقرار من رئيس مجلس الوزراء بناء على توصية من مجلس مفوضي الهيئة، واقتراح من مجلس إدارة السوق، يختاران من ذوي الكفاءة، والخبرة العملية في إدارة الأسواق المالية، والحائزين على المؤهلات العلمية المناسبة (دكتوراه أو ماجستير في العلوم الاقتصادية والمالية أو الأسواق المالية).

الموارد المالية:

تتكون موارد السوق مما يأتي:

1 بدلات الانتساب، واشتراكات الأعضاء السنوية.

2 العمولات الّتي تستوفيها السوق لقاء البيع والشراء.

3 الاعتمادات الّتي تخصصها لها الدولة.

4 المنح والهبات الّتي تحصل عليها السوق من أية جهة توافق عليها الهيئة.

5 الغرامات المتحققة عن المخالفات المرتكبة لأنظمة السوق.

6 أي موارد أخرى تقررها الهيئة.

العضوية :

العضوية في السوق قانونا، إلزامية لشركات الخدمات والوساطة المالية المرخص لها جميعها (باستثناء شركات الاستشارات المالية ذات المسؤولية المحدودة)، والشركات المصدرة للأوراق المالية الّتي يقبل إدراج أسهمها في السوق، فيحدد نظام العضوية في السوق شروط العضوية ومتطلباتها ومسؤولياتها.

الأوراق المالية:

يتداول حالياً أسهم الشركات المساهمة السورية المدرجة في السوق مقسمة إلى القطاعات الأتية:

(القطاع الزراع، وقطاع التأمين، وقطاع البنوك، والقطاع الصناعي، وقطاع الخدمات)

مع إمكانية إدراج شركات مساهمة جديدة من قطاعات أخرى مختلفة، فضلاً عن الأسهم تدرجها السوق:

– الأوراق المالية الحكومية الصادرة عن الجمهورية العربية السورية (أذونات – سندات)

–وحدات صناديق الاستثمار المشترك

–الصكوك الإسلامية،

– وأدوات الدين الّتي تصدر عن الشركات المساهمة السورية.

– الوحدات الاستثمارية الصادرة عن صناديق الاستثمار وشركاته.

تقسيمات السوق:

تقسم سوق دمشق للأوراق الماليّة إلى:

– السوق النظامية

– السوق الموازية: وتشمل: أ– السوق الموازية، ب – السوق الموازية

وتتوفر إمكانية نقل إدراج الشركة من السوق الموازية وإليها بقرار من المدير التنفيذي للسوق، وبحسب شروط الإدراج الّتي تحققها الشركة.

التداول:

تداول الأسهم في سوق دمشق للأوراق المالية وفقا لمبدأ المزاد المستمر (Continuous Auction).

إن شطب الأوامر، وإلغاء تنفيذها مسموح، لكن بما يتناسب وأنظمة السوق، أما بالنسبة إلى البيع الاجل والبيع على الهامش أو إقراضِ الأسهم إقراضها، فهو غير مسموح به حاليا.

وتؤكد السوق أن قيود الملكية المدونة في سجلات السوق وحسابتها، سواء كانت خطية أم إلكترونية، وأي وثائق صادرة عنها هي الدليل القانوني على تداول الأوراق المالية المبيَّنة فيها بتاريخ تلك السجلات أو الحسابات أو الوثائق ما لم يثبت عكس ذلك.

المقاصة والتسوية:

تتم التسوية في سوق دمشق في اليوم الثاني (T+2)، أي بعد التداول بيومين، وتتعامل السوق مع بنك تسوية وحيد هو مصرف سورية المركزي، بحيث يتوجب على الوسطاء إجراء تسوية صافي حساب معاملاتهم عن طريقه.

المبحث الثّالث: النّسب الماليَة:

تعّدُ النَسب المالية هي المؤشّرات الأساسية الّتي ينطلق منها التّحليل المالي، وهي المنطلق نحو أساليب أكثر تقدماً بما يحقّق فائدة أكثر، ويقلّل الجهد والوقت للوصول للنتائج، وكان السبب خلف انتشار استخدام النَسب المالية في التّحليل المالي هو انفصال ملكية الشركات عن إدارتها وظهور الشركات متعدّدة الملكية، وتبِع ذلك إصدار تشريعات وقوانين ألزمت الشّركات بنشر البيانات المالية مبدأ من مبادئ الشّفافية المالية، فانتشر التّحليل المالي باستخدام النَسب المالية لتحديد الوضعِ المالي للأسواق والمؤسسات ودراسته، لاستثمار الأموال ضمن أفضل الخيارات المتاحة.

1- مفهوم النّسب الماليَة:

هناك العديد من التعاريف للنَسب المالية ومنها: "النَسب المالية أداة من الأدوات التحليل المالي التي توفّر مقياسا للعلاقة بين بندين من بنود القوائم المالية".[10]

ويمكن القول إن النَسب المالية هيعلاقة بين بندين أو أكثر من بنود القوائم المالية، وتأخذ شكلاً كسريا أو نسبة مئوية وتشكل العلاقة بينها مدلولاً معيناً.[11] ويهدف التّحليل بالنَسب المالية إلى تحقيق أهداف عدة نذكر منها:

1 – إتاحة الفرص لإجراء المقارنات بين المؤسسات المتجانسة. 2- مساعدة المحلل المالي في تشخيص الحالة المالية للمؤسسة. 3- توجيه الأداء نحو الأنشطة التي تعاني من مظاهر الضعف. 4- تخطيط أداء الوحدة الاقتصادية في المستقبل.[12]

---

[10] مؤيد راضي خنفر، غسان فلاح المطارنة، *تحليل القوائم المالية*، مدخل نظري تطبيقي، الطبعة الأولى، دار المسيرة للنشر والتوزيع، عمان

[11] Groppelli, Angelico A.; Ehsan Nikbakht (2000). *Finance*, 4th ed. Barron's Educational Series, Inc. p. 433. ISBN 0-7641-1275-9.

[12] المرجع السابق صفحة 445.

وهناك العديد من النَسب المالية كنسبة الأنشطة الّتي تدل على قدرة الشّركة على تحويل الأصول غير السائلة إلى أصول سائلة[13]، ونسب الدين الّتي تظهر قدرة الشركة على سداد الديون طويلة/متوسطة الأجل،[14] ونسب الربحية التي تدل على طريقة إدارة الشّركة للأصول لتحقيق عوائد جيدة[15]، سيركّز على النَسب المالية المتعلقة بالبحث التي استخدمت ضمن سياق التّحليل الإحصائي التّطبيقي وذلك لعدم الاستفاضة في جوانب تبعدنا عن جوهر البحث.

2- العائد على الأصول (ROA- Return on Assets):

تُرصد بواسطة هذه النَسبة كفاءة المؤسسة في توليد الأرباح من الأصول، إذ أن الحصول على مؤشّر عال يبين الكفاءة العالية في تحقيق الأرباح من الأصول في حين أن المؤشر المتدني يبين عكس ذلك، ويعبر عنها بالمعادلة الأتية: [16]

العائد على الأصول = صافي الربح ÷ مجموع الأصول

3- العائد على حقوق الملكيَة (ROE – Return on Equity):

تظهر هذه النسبة مدى كفاءة المؤسسة في إدارة مصادر المال الدَاخلية واستخدامها، في جني الأرباح وتحقيقها، فتكون هذه المؤسسة ناجحة في هذا المجال عند الحصول على مؤشّرعال، في حين يكون المؤشر المنخفض دلالة ضعف أو إخفاق المؤسسة في ذلك المجال.[17]

---

[13] Groppelli, Angelico A.; Ehsan Nikbakht . *Finance*, 4th ed. Barron's Educational Series, Inc. p. 434.

[14] المرجع السابق صفحة 436

[15] المرجع السابق صفحة 439

[16] Susan V. Crosson; Belverd E. Needles, Jr.; Belverd E. Needles; Powers, Marian (2008). Principles of accounting. Boston: Houghton Mifflin. p. 209.

[17] Groppelli, Angelico A.; Ehsan Nikbakht . *Finance*, 4th ed. Barron's Educational Series, Inc. p. 444.

4- العائد على السّهم (ربح السّهمEPS - Earnings Per Share)):

ربحية السهم أو العائد على السهم هي ربح الشّركة مقسوما على عدد الأسهم العادية الّتي لديها، يبين EPS مقدار المال الّذي تجنيه الشركة لكلِّ سهم من أسهمها، يشير ارتفاع ربحية السهم إلى قيمة أكبر؛ لأن المستثمرين سيدفعون أكثر لشركة ذات أرباح أعلى، يمكن حساب EPS بطرائق عدة، مثل استبعاد العناصر غير العادية أو العمليات المتوقّفة، أو على أساس مخفّف. [18]

5- نسبة حقوق الملكية إلى الأصول الكلية (Equity ratio – EQR):

هي نسبة تساعد في تحديد نسبة الأصول الّتي تَمول باستخدام حقوق الملكية، بكلمات بسيطة، هي نسبة مالية تَستخدم، لقياس نسبة استثمار أصحاب الشّركة في تمويل أصول الشّركة وتشير إلى نسبة أموال المالك (المساهمين) إلى إجمالي الأموال المستثمرة في الأعمال التجارية تَحسب بقسمة الإجمالي حقوق ملكية المساهمين من إجمالي أصولها. [19]

6- نسبة سعر السهم على ربح السهم (Price Earnings Ratio – P/E):

من أشهر النَسب المالية المستخدمة في تقييم قيمة الشّركة هي نسبة سعر السهم إلى ربحه، تَحسب هذه النَسبة بقسمة سعر سهم الشّركة الحالي على الأرباح المحقّقة، ويصنّف المحلّلون الماليون الأسهم ذات النسبة المرتفعة كأسهم نموGrowth Stock، عموماً فإن الشّركات الّتي يتوقع لها نموا أعلى في الأرباح المستقبلية سوف يكون لها نسبة أعلى، وهذا يفسر لماذا تسمى الأسهم ذات نسبة (P/E) العالية بأسهم النمو، [20] أما بالنَسبة إلى الأسهم ذات نسبة (P/E) المنخفضة فتسمى بأسهم القيمة Value Stocks والسبب أنه ينظَر إلى سعر هذه الأسهم أنه رخيص "Cheap" بالنَسبة إلى ربحه الحالي، وهذا يعني أن هذه الأسهم يمكن أن تكون فرصة استثمارية جيدة فإنها غير مكلفة.

---

[18] MICHAEL C. EHRHARDT(2016)، *Financial Management*, 2002, pp. 51-52

Clyde P. Stickney ،*Financial Accounting AN INTRODUCTION TO CONCEPTS, METHODS, AND USES*, 2011, p. 263

[19] المرجع السابق صفحة 95

[20] المرجع السابق صفحة 95

7- نسبة القيمة السوقية للسهم على القيمة الدّفترية للسهم (Market Value/ book value):

هي نسبة تشير إلى نسبة القيمة السوقية الحالية من القيمة الدفترية للسهم، وهي من النّسب الّتي تستخدم، لتحديد نظرة المستثمرين إلى سهم الشّركة، فالحصول على نسبة عالية مؤشّر جيد ويعني أن نظرة المستثمرين، وتقييمهم لأداء المشآة جيداً، وهنا ينعكس على ارتفاع السعر السوقي للسهم، أما المؤشّر المتدني فيعني أداء غير جيد من المنشأة من وجهة نظر المستثمرين، فينعكس على السعر السوقي للسهم بانخفاضه إلى حد عدم وصوله إلى القيمة الدفترية للسهم. [21]

8- معدّل دوران السهم:

معدّل دوران السهم هو أحد النّسب المالية المستخدمة عند تقييم أسهم شركة معينة، وهو مقياس لسيولة السهم أي قدرة تسييل السهم في السوق، ويمكن قياس معدّل دوران السهم عن طريق قسمة عدد الأسهم المتداولة في مدة معينة على عدد أسهم رأس مال الشركة المكتتب بها، وهو يفسر درجة سيولة سهم ما دون الآخر، ويقصد بالسيولة في هذه الحالة توافر أوامر الشّراء والبيع في معظم أيام التداول أو من الأفضل في أيام التداول جميعها، أو بمعنى آخر إمكانية تحويل السهم إلى نقد بسرعة، وبأقل تكلفة، وبسعر يقارب آخر سعر للتّداول.

وكلما زادت معدّلات التّداول على السهم ارتفعت سيولته وهذا يتيح فرصا للمستثمرين، للدّخول والتخارج من هذا السهم متى أرادوا، ومن ثم تقلص عامل المخاطرة على الاستثمار في السهم، إذ تؤدي السيولة إلى توفير فرص أوسع للشراء، والبيع، وتزيد من الجاذبية الاستثمارية للسهم، وتعمل السيولة على انتظام الأسعار أو استقرارها في السوق فتؤدي إلى انخفاض التّقلبات الحادّة في السعر، ومن ثم انخفاض حدّة التّذبذب فيه. [22]

---

[21] Clyde P. Stickney ،*Financial Accounting AN INTRODUCTION TO CONCEPTS, METHODS, AND USES*, 2011,p. 142

[22] استخدام الانحدار اللوجستي لدراسة العوامل المؤثرة على أداء الأسهم (دراسة تطبيقة لى سوق الكويت للأوراق المالية)، 2011، صفحة 20

9- المؤشّر السعري لسوق دمشق للأوراق الماليّة:

هو مؤشّر يستخدم؛ لتحديد مستوى السوق، ويعتمد أسلوب التثقيل بالقيمة السوقية للشّركات الداخلة في احتساب معادلته، فتعطى كل شركة وزناً بقدر ما تشكل قيمتها السوقية، من القيمة السوقية للعينة كلها، وتتكون عينة المؤشّر من الشّركات المدرجة في السوق الموازي والنّظامي جميعها، ولاحتساب المؤشّر المرجح بالقيمة السوقية نستخدم المعادلة االسوقية:

المؤشّر المثقّل بالقيمة السوقية للشّركات = مجموع {((متوسط سعر السهم) × (عدد اسهم الشركة)) ÷ ((سعر الأساس للسهم) × (عدد اسهم الشركة))} × المعامل

المعامل = 1000 حين انطلاق المؤشّر، تَعدل المعامل عند حصول أي من إجراءات الشركات أو إدخال أو إخراج شركة إلى/من العينة وفق المعادلة الأتية:

المعامل بعد التّعديل = ((المؤشّر قبل التّعديل) ÷ (المؤشّر بعد التّعديل)) × المعامل

إن التّغيير في المعامل يسهم في تمكين المؤشّر من عكس الصورة الحقيقية لتغيرات أسعار الأسهم.

- سعر الأساس = متوسط سعر السهم لآخر جلسة قبل إدخاله في معادلة احتساب المؤشّر، فيحدد تاريخ 31/12/2009 مدة أساسية.

ومن الجدير بالذكر عند إدراج الأوراق المالية لشركة ما لأول مرة، فإن هذه الورقة لن تدخل في احتساب المؤشّر إلا في الجلسة الّتي تلي حصول تداول عليها، أي بعد حصولها على سعر وسطي، تحسب نسبة التغير في المؤشّر بناءاً على قيمة إغلاقه في الجلسة السابقة. [23]

والجدول الآتي يبين أسعار الأساس، وعدد الأسهم للشركات الداخلة في معادلة احتساب المؤشّر :

---

[23] الموقع الإلكتروني لسوق دمشق للأوراق الماليّة http://www.dse.sy/

الرمز	عدد الأسهم	سعر الأساس
AHT	2,000,000	194.30
ARBS	50,500,000	102.75
AVOC	15,000,000	110.46
BASY	60,014,668	659.11
BBSF	100,000,000	715.26
BSO	86,400,000	592.53
IBTF	84,000,000	748.44
SIIB	150,000,000	663.32
UG	4,500,000	376.03
UIC	21,000,000	380.22
BBS	61,200,000	90.50
AROP	13,340,250	491.28
QNBS	165,000,000	749.77
BOJS	30,000,000	103.67
ATI	40,000,000	392.44
SGB	100,000,000	102.55
NIC	15,000,000	454.33
FSBS	52,500,000	96.05
SHRQ	41,250,000	751.38

الرمز	عدد الأسهم	سعر الأساس
SAIC	10,000,000	112.00
SKIC	12,500,000	505.15
CHB	90,000,000	891.47
BBSY	150,000,000	938.08
SYTEL	33,500,000	8,000.00
MTN	15,000,000	7,500.00
ABC	97,600,000	868.00

جدول 1 أسعار الأساس، وعدد الأسهم للشّركات الداخلة في معادلة احتساب المؤشّر السّعري (المصدر: الموقع الإلكتروني لسوق دمشق للأوراق الماليّة)

الفصل الثاني: الانحدار اللّوجستي

المبحث الأول: تعريف الانحدار اللّوجستي

المبحث الثاني: طريقة الإمكانية العظمى (Maximum Likelihood Method)

المبحث الثالث: الانحدار اللّوجستي البيزي

المبحث الرابع: مؤشّرات تقييم النّموذج اللّوجستي

الفصل الثاني: الانحدار اللّوجستي

مقدمة:

كما هو معلوم في الانحدار الخطي يتعامل مع متغير تابع y مستمر، ولكن في بعض الحالات والدراسات يكون فيها المتغير التّابع y نوعيا يأخذ قيم صفر أو واحد، أو يأخذ قيم فئوية فيسمى هذا النوع بالانحدار اللّوجستي، وأصبح وجوده منتشرا في المجالات الطبية، والدراسات الاجتماعية، ومسائل الذّكاء الصنعي التّصنيفية، وعلى سبيل المثال أصبح الانحدار اللّوجستي أحد الأدوات المستخدمة في دراسة سلوك مستخدمي شبكات التّواصل الاجتماعي، وتصنيفه وفق معايير محدّدة أو تصنيف النصوص وفرزها ضمن صناديق البريد الالكتروني.

في هذا الجزء من البحث ستَعرض المفاهيم الأساسية للانحدار اللّوجستي بالتفصيل لشرح الانتقال من الحالة الخطية للحالة اللّوجستية، وكذلك كيفية تقدير معلمات بحسب طريقة الإمكانية العظمى وطريقة بيز سوف نناقش الانحدار اللّوجستي على مرحلتين:

الأولى: نموذج الانحدار الاحتمالي الخطّي (LPM)

الثانية: نموذج الانحدار اللّوجستي (Logit Model)

المبحث الأول: تعريف الانحدار اللّوجستي:

1- نموذج الانحدار الاحتمالي الخطّي (LPM):

يقوم الانحدار اللّوجستي على مفهوم أن المتغير التّابع هو متغير ثنائي يتبع التوزيع البرنولي، ويأخذ القيمة واحد باحتمال P والقيمة صفر باحتمال $1 - P$.

وتبسيطًا لمفهوم الانحدار اللّوجستي، لنفترض أنه لدينا نموذج انحدار خطي كما في المعادلة الأتية:[24]

$$E(Y|X_i) = \beta_1 + \beta_2 X \dots\dots\dots (1)$$

[24] Gujarati D. N., *Basic Econometrics*, 2009, p. 37

إذ يمثل المتغير y قيما تأخذ الصفر أو الواحد والمتغير Xi يأخذ قيما مستمرة، إن المعادلة السابقة تمثل معادلة انحدار خطي بسيط، ولكن المتغير التّابع يأخذ قيما بين الصفر والواحد، لذلك يدعى هذا النّموذج بالانحدار الاحتمالي الخطي (LPM)، وذلك لأن التوقع الشرطي لـ y_i مشروطًا بـ X_i، $E(Y_i|X_i)$، ويمكن أن يمثل احتمال وقوع الحدث عند كل قيمة من Xi، ومن ثم يمكن التعبير عن احتمال وقوع الحدث بالمعادلة:

$$E(Y_i|X_i) = 1.Pr(Y_i = 1|X_i) + 0.Pr(Y_i = 0|X_i) = Pr\ (Y_i = 1|X_1)$$

وبافتراض أن $E(u_i) = 0$، للحصول على أفضل ملاءمة خطية غير متحيزة لمعادلة الانحدار الخطي يمكن كتابة $E(Y_i|X_i)$ على الشكل الآتي:

$$E(Y_i|X_i) = \beta_1 + \beta_2 X_i \dots\dots\dots\dots (2)$$

إن كان قيمة P_i تساوي احتمال أن تكون قيمة المتغير $Y_i = 1$ وقيمة $(1 - P_i)$ تساوي احتمال $Y_i = 0$ ومن ثم فإن Y_i تتبع التوزيع الاحتمالي الآتي:

y	1	0
$Pr\ (Y_i = y\|X_i)$	P_i	$(1 - P_i)$

وبهذا Y_i تتبع التوزيع البرنولي، وتعريف التوقع الرياضي يمكن كتابة المعادلة الآتي:

$$E(Y_i) = 0\ (1 - P_i\ ) + 1(P_i) = P_i \dots\dots\dots\dots (3)$$

ومن المناقشة السابقة يمكننا كتابة المعادلة الآتية:

$$E(Y_i|X_i) = \beta_1 + \beta_2 X_i = Pr(Y_i = 1|X_1) = P_i$$

أي إن التوقع الشرطي للمعادلة رقم (1) يمكن أن يفسر أنها احتمال مشروط للمتغير Y_i.

من المناقشة السابقة يبدو أنه يمكن استخدام طريقة المربعات الصغرى في تقدير معلمات النّموذج من دون وجود مشاكل في الحصول على تقديرات غير متحيزة، ولكن هناك نقاط ضعف عدة تجعل من الانحدار الاحتمالي الخطي غير قابل للتطبيق وهي على الشكل الآتي:

عدم طبيعية الأخطاء العشوائية u_i:

كما هو معلوم فإن من الافتراضات الأساسية في الانحدار الخطي هي أن الاخطاء تتوزع طبيعيا، ولكن في الحقيقة لا يمكن القبول بهذا الافتراض في الانحدار الاحتمالي الخطي، فإذا كتبنا معادلة الانحدار على الآتي:

$$u_i = Y_i - \beta_1 - \beta_2 X_i$$

فالتوزيع الاحتمالي لـ u_i يكون على الشكل الآتي:

الاحتمال	u_i	
P_i	$1 - \beta_1 - \beta_2 X_i$	$Y_i = 1$
$1 - P_i$	$-\beta_1 - \beta_2 X_i$	$Y_i = 0$

ومن ثم لايمكن قبول فرضيتنا السابقة بأن u_i تتبع التوزيع الطّبيعي فمن الجدول السابق يظهر أن الأخطاء تتبع توزيع برنولي.

عدم تجانس تباينات الأخطاء u_i:

فالنتيجة أن الأخطاء العشوائية تتبع التوزيع البرنولي فإن الوسط الحسابي للتوزيع البرنولي هو P والانحراف هو $P(1-P)$ ومن ثم فإن الانحرافات غير متجانسة.

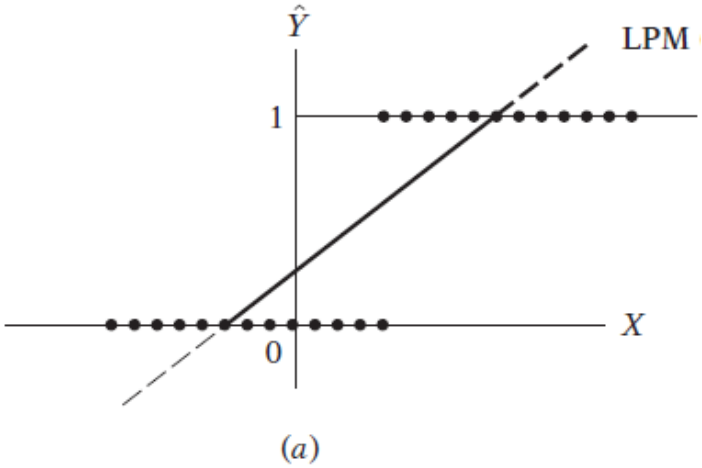
عدم ملاءمة $E(Y_i|X_i)$ للمجال [0, 1]: [25]

بما أن $E(Y_i|X_i)$ تقيس احتمال مشروط وهو احتمال حدوث Y مشروطًا بـ X ومن الضروري أن تكون القيم ضمن المجال [0,1] ولكن في الواقع عند حساب قيم $\widehat{Y_i}$ المقدرة فإن القيم ستكون أكبر من 1 وأصغر من 0، وهذا أحد أهم الأسباب الرئيسة لعدم ملاءمة نموذج الاحتمالي الخطي للمتغيرِ التّابعِ ذي الطبيعة النوعية.

[25] المرجع السابق صفحة 545

انخفاض قيمة معامل التحديد R^2 لقياس جودة التوفيق:[26]

من المناقشة السابقة ومن الشكل الأتي نلحظ أن قيمةR^2 ستكون منخفضة



(a)

ولايمكن توفيق خط الانحدار الخطي بحيث يكون ممثلًا تمثيلًا جيدًا لقيم $\boldsymbol{Y_i}$ جميعها، وهذه من عيوب طريقة الانحدار الخطي في تفسير المتغير التّابع النوعي.

2- نموذج الانحدار اللّوجستي:

للحصول على معادلة تضمن أن تكون قيمة $\boldsymbol{E(Y_i|X_i) = P_i}$ تتراوح بين الصفر والواحد فقط، ولاتكون العلاقة خطية بالشكل السابق الذي يؤدي إلى تشويه الجانب المنطقي للنموذج وكما هو معلوم أن Y_i يأخذ قيمة بين 0 و 1، والطرف الأخر للمعادلة الخطية يأخذ قيما تتراوح بين $-\infty$ و $+\infty$ فنحن هنا نجري تحويلاً رياضيا على المتغير التّابع؛ ليأخذ القيم ضمن المجال $-\infty$ و $+\infty$، إذ نقسم المتغير التابع على $q = 1 - P_i$ لتصبح على الشكل الآتي $\frac{P_i}{1-P_i}$ وهو ما يعرف بنسبة الترجيح، ومن ثم تأخذ قيم بين الـ 0 و $+\infty$ ثم نطبق اللوغاريتم للمتحول $log(\frac{p}{q})$ فإن مجال القيم يصبح محصور بين $-\infty$ و $+\infty$، وهنا تكون المعادلة على الشكل الآتي: [27]

$$ln\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = \beta_1 + \beta_2 X_i \ \ldots\ldots\ldots (4)$$

---

[26] المرجع السابق صفحة 546

[27] د.جاعوني – د.عانم - *استخدام تقنية الانحدار اللّوجستي ثنائي الاستجابة في دراسة أهم المحددات الاقتصادية والاجتماعية لكفاية دخل الأسرة"دراسة تطبيقية على عينة عشوائية من الأسر في محافظة دمشق"* ، 2011

نحول المعادلة السابقة رياضيا لتكون على الشكل الآتي:

$$P_i = E(Y = 1|X_i) = \frac{1}{1+e^{-(\beta_1+\beta_2 X_i)}} \ldots\ldots (5)$$

المعادلة السابقة يطلق عليها معادلة الاحتمال التراكمي للتوزيع اللّوجستي، ومن السهل إثبات أنها قيمة $e^{-(\beta_1+\beta_2 x_i)}$ تتراوح بين $-\infty$ و $+\infty$ وأن قيمة Y تتراوح بين 0 و 1 ومن الواضح أن العلاقة بين Y و x_i والمعلمات β_i هي علاقة غير خطية أيضا، ومن ثم لا يتحقق شرط تطبيق طريقة المربعات الصغرى العادية لتقدير مقدرات النّموذج كما يتم ذلك في النماذج الخطية، وكذلك بهذه المعادلة قد يصعب تفسير العلاقة بين المتغير التّابع، والمستقل لذلك نلجأ إلى تحويل المعادلة السابقة، لتكون خطية يمكن تفسير نتائج النّموذج بوساطة ما يطلق عليه نسبة الترجيح.

3- نسبة الترجيح: [28]

فإذا كانت P_i هي احتمال وقوع حدث ما فإن $(1 - P_i) = \frac{1}{1+e^{(\beta_1+\beta_2 X_i)}}$ هي احتمال عدم وقوع الحدث ونسبة حدوث الحدث على عدم حدوثه يطلق عليها نسبة الترجيح ونعبر عنها بالعلاقة

$$\frac{P_i}{1-P_i} = \frac{\frac{1}{1+e^{-(\beta_1+\beta_2 X_i)}}}{\frac{1}{1+e^{(\beta_1+\beta_2 X_i)}}} = e^{(\beta_1+\beta_2 X_i)}$$

وإذا أدخلنا اللوغاريتم الطبيعي على المعادلة السابقة

$$(6) \ldots\ldots L = ln\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = \beta_1 + \beta_2 X_i$$

والمعادلة (6) يطلق عليها لوغاريتم نسبة الترجيح إذ تمكنا من تفسير العلاقة بين المتغير التّابع والمستقل خطيا.

ملاحظات على النّموذج: [29]

عندما تكون قيمة P_i تتراوح بين 0 و 1 أي أنه قيم X_i تتراوح بين $-\infty$ و $+\infty$ تكون قيم L تقع بين $-\infty$ و $+\infty$.

---

[28] Gujarati D. N., *Basic Econometrics*, 2009, p. 596

[29] GUJARATI, *ECONOMETRICS BY EXAMPLE*, 2015, p. 174, PALGRAVE ISBN 978-1-137-37501-8

إذا كانت قيمة L قيمة موجبة هذا يعني أن قيمة نسبة الترجيح أكبر من الواحد الصحيح ومن ثم احتمال وقوع الحدث أكبر من 0.5.

إذا كانت قيمة L قيمة سالبة فهذا يعني أن قيمة نسبة الترجيح أصغر من الواحد الصحيح ومن ثم احتمال وقوع الحدث أقل من 0.5.

إذا كانت قيمة L تساوي الصفر هذا يعني أن قيمة نسبة الترجيح تساوي الواحد الصحيح ومن ثم احتمال وقوع الحدث يساوي عدم وقوع الحدث.

يمكن تفسير النموذج من علاقة لوغاريتم نسبة الترجيح L على الشكل الأتي:

كلما تغيرت قيمة X_i بمقدار وحدة واحدة فإن لوغاريتم نسبة الترجيح L يتغير بمقدار β_i.

المبحث الثاني: طريقة الإمكانية العظمى (Maximum Likelihood Method):

كما أُشير سابقًا أن نموذج الانحدار اللّوجستي لا يحقق شروطَ طريقة المربعات الصغرى في التقدير ومن ثم لا يمكن أن تقدّر معلمات النّموذج بها لذلك يمكن اللجوء إلى طرائق أخرى، وأحد تلك الطرائق ما يعرف بطريقة الإمكانية العظمى، ويعدّ فيشر(Fisher1920) هو من عمم استخدام هذه الطريقة في تقدير معلمات التوزيعات الاحتمالية[30]، وتعتمد هذه الطريقة على فكرة الحصول على تقديرات لمعلمات التوزيع الاحتمالي الّتي تعظم دالة الإمكانية العظمى[31]، وتعرف دالة الإمكانية العظمى بدالة كثافة الاحتمال المشتركة لمشاهدات العينة المتاحة (الصياد 1993)، فإذا كان لدينا $X = (x_1, x_2, x_3, \dots., x_n)$ تمثل عينة عشوائية سحبت من توزيع احتمالي $f(x_i; \theta)$ فان دالة الإمكانية العظمى تأخذ شكل التوزيع الاحتمالي المشترك لمشاهدات العينة، ويعبر عنها بالعلاقة الآتية:

$$f(X;\theta) = \ f(x_1, x_2, x_3, \dots., x_n; \theta) = \prod_i^n f(x_i; \theta)$$

وبعد الحصول على العينة ومعرفة القيم $X = (x_1, x_2, x_3, \dots., x_n)$ فإن التوزيع الناتج يكون دالة في θ ويسمى بدالة الإمكانية أي إن:

$$L = (\theta) = \ L(X;\theta) = \prod_i^n f(x_i; \theta)$$

وتقدير دالة الإمكانية هو إيجاد قيمة $\hat{\theta}$ الذي يجعل دالة الإمكانية العظمى أكبر ما يكن، أي أن المقدر للمعلمة θ هو المقدر الذي يجعل الدالة أكبر ما يمكن أي يحقق العلاقة:

$$L(X;\hat{\theta}) \geq \ L(X;\theta) \qquad \forall\, \theta$$

---

[30] Pfanzagl, Johann; Hamböker, R. (1994). *Parametric Statistical Theory.*. pp. 207–208.
Edgeworth, Francis Ysidro ,(1908), Appreciations of Mathematical Theories.

[31] Rossi, Richard J. (2018*). Mathematical Statistics : An Introduction to Likelihood Based Inference*. New York: John Wiley & Sons. p. 227. ISBN 978-1-118-77104-4.

ويسمى المقدر أعلاه $\hat{\theta}$ بمقدر الإمكانية العظمى، ويشترط في هذه العلاقة قابلية دالة الإمكانية العظمى للاشتقاق بالنسبة إلى المتجه θ ويعبر ذلك عنه رياضيا:

$$\left[\frac{\partial L}{\partial \theta}\right] = 0 \qquad \left[\frac{\partial^2 L}{\partial \theta^2}\right] < 0$$

أي إنها الدالة الّتي تعظم دالة الإمكانية هي القيمة $\hat{\theta}$ عندما يكون لوغاريتم دالة الإمكان أكبر مايمكن لذلك يكون تقدير المعلمة θ التي تعظم الّتي الإمكانية هي ناتج حل المعادلة الآتية:[32]

$$\left[\frac{\partial \ln L}{\partial \theta}\right] = 0$$

ملخص خطوات طريقة الإمكانية العظمى:

1 – إيجاد التوزيع الاحتمالي المشترك لمشاهدات العينة، ثم إيجاد دالة الإمكانية بدلالة θ:

$$L = (\theta) = L(X;\theta) = \prod_{i}^{n} f(x_i;\theta)$$

2 – إدخال اللوغاريتم الطبيعي على الدالة: $\ln L$

3 – نشتق من الدالة السابقة ونحل المعادلة الأتية:

$$\left[\frac{\partial \ln L}{\partial \theta}\right] = 0$$

1 – استخدام طريقة الإمكانية العظمى في تقدير معلمات نموذج الانحدار اللّوجستي:

هي طريقة كما استعرضت في الفقرة السابقة تعتمد على تكرار العمليات الحسابية مرات عدة حتى نصل إلى أفضل تقدير للمعلمات[33]، وهي تعد من الطرائق الملائمة للنماذج الخطية، وغير الخطية.

---

[32] د.الصياد.(1994). *الاستدلال الاحصائي* . دار المريخ . مصر

[33] عباس ، علي خضير ، *" استخدام نموذج الانحدار اللّوجستي في التنبؤ بالدوال ذات المتغيرات الاقتصادية التابعة النوعية "* ، بحث منشور في مجلة جامعة كركوك للعلوم الادارية. والاقتصادية ، كلية الادارة والاقتصاد ، جامعة تكريت ، 2012

ولدينا في الانحدار اللّوجستي Y_i تتبَع التوزيع ذا الحدين فإن دالة الكثافة الاحتمالية المشتركة هي :[34]

$$f(Y|\beta) = \prod_{i=1}^{N} \frac{n_i!}{Y_i!\,(n_i - Y_i)!}\, p_i^{Y_i}(1-p_i)^{n_i - Y_i}$$

ذلك لمفردات المجتمع جميعها فهناك $\binom{n_i}{y_i}$ طريقة مختلفة لترتيب نجاح y_i من عدد التجارب n_i فاحتمال النجاح لأي n_i من التجارب هو P_i واحتمال نجاحات y_i هو $P_i^{y_i}$، وبالطريقة نفسها احتمال $n_i - y_i$ مرات من الإخفاق هو $(1 - P_i)^{n_i - y_i}$.

ومن المعادلة السابقة فإن دالة الكثافة الاحتمالي هي نفسها ماعدا أن البرميترات تكون على نحو معاكس $f(\beta|y)$ فالقيمة المتغيرة β والقيمة الثابتة y.

$$f(\beta|y) = \prod_{i=1}^{N} \frac{n_i!}{y_i!\,(n_i - y_i)!}\, p_i^{y_i}(1-p_i)^{n_i - y_i}$$

وكما شُرحت سابقًا فإن تقدير الإمكانية العظمى هو عند قيمة المعاملة β الّتي تجعل دالة الإمكانية العظمى أكبر ما يمكن وذلك يتحقق عندما يكون المشتق الأول يساوي الصفر والمشتق الثاني أصغر من الصفر. وبتبسيط المعادلة السابقة يمكن كتابتها على الشكل الآتي:[35]

$$f(\beta|y) = \prod_{i=1}^{N} \left(\frac{P_i}{1-P}\right)^{y_i} (1-P_i)^{n_i} \quad (2)$$

ونحن نعلم أن:

$$\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = e^{\beta_0 + \beta_1 x_{1k} + \cdots + \beta x_{ik}}$$

---

[34] النصراوي، "*استخدام أسلوب البوتستراب في تحليل النماذج المعلمية و شبه المعلمية و المقارنة بينهم*" بحث منشور لنيل درجة الماجستير، قسم الاحصاء، كلية الادارة والاقتصاد ، جامعة كربلاء ، 2012

[35] Ihwah , Azimmatul," *The Use of Cox Regression Model to Analyze the Factors that Influence Consumer* urchase Decision on a Product", Department of Agro–industrial Technology, Brawijaya University, Indonesia,2015.

ونعلم أيضا أن:

$$P_i = \frac{e^{\beta_0+\beta_1 x_{1k}+\cdots+\beta x_{ik}}}{1+e^{\beta_0+\beta_1 x_{1k}+\cdots+\beta x_{ik}}}$$

بالتعويض بالمعادلة 2 نحصل على

$$f(\beta|y) = \prod_{i=1}^{N}\left(e^{\beta_0+\beta_1 x_{1k}+\cdots+\beta x_{ik}}\right)^{y_i}\left(1-\frac{e^{\beta_0+\beta_1 x_{1k}+\cdots+\beta x_{ik}}}{1+e^{\beta_0+\beta_1 x_{1k}+\cdots+\beta x_{ik}}}\right)^{n_i}$$

نأخذ ln للمعادلة:

$$ln\big(f(\beta|y)\big) = \prod_{i=1}^{N} y_i(\beta_0+\beta_1 x_{1i}+\cdots+\beta_k x_{ik}) - n_i\ ln\ (1+e^{\beta_0+\beta_1 x_{1i}+\cdots+\beta x_{ik}})$$

ونبسط المعادلة السابقة:

$$ln\big(f(\beta|y)\big) = \sum_{i=1}^{N} y_i\left(\sum_{k=0}^{K} x_{ik}\beta_k\right) - n_i\ .l\,n\left(1+e^{\sum_{k=0}^{K} x_{ik}\beta_k}\right)\ldots\ldots(3)$$

نشتق المعادلة السابقة بالنسبة إلى β_k فلدينا اشتقاق المقدار ادناه

$$\frac{\partial}{\partial\beta_k}\sum_{k=0}^{K} x_{ik}\beta_k = x_{ik}$$

أيضا لدينا قاعدة $\frac{\partial}{\partial x} log\ y = \frac{1}{y}\frac{\partial y}{\partial x}$

فيكون اشتقاق المعادلة 3 هو الأتي:

$$\frac{\partial l(\beta)}{\partial\beta_k} = \sum_{i=1}^{N} y_i x_{ik} - n_i.\frac{1}{1+e^{\sum_{kk=0}^{K} x_{ik}\beta_k}}.\frac{\partial}{\partial\beta_k}\left(1+e^{\sum_{k=0}^{K} x_{ik}\beta_k}\right)$$

$$= \sum_{i=1}^{N} y_i x_{ik} - n_i.\frac{1}{1+e^{\sum_{kk=0}^{K} x_{ik}\beta_k}}.e^{\sum_{k=0}^{K} x_{ik}\beta_k}\frac{\partial}{\partial\beta_k}\sum_{k=0}^{K} x_{ik}\beta_k$$

$$= \sum_{i=1}^{N} y_i x_{ik} - n_i.\frac{1}{1+e^{\sum_{kk=0}^{K} x_{ik}\beta_k}}.e^{\sum_{k=0}^{K} x_{ik}\beta_k}.x_{ik}$$

$$= \sum_{i=1}^{N} y_i x_{ik} - n_i.p_i.x_{ik} = 0$$

وتحل المعادلة السابقة بإحدى الطرائق العددية كطريقة نيوتن رافسون التكرارية Newton Raphson iterative – إذ إن خطواتها مختصرة على الشكل الآتي: [36]

1 – نبدأ بقيم أولية لمعاملات المعلمات.

2 – ونضيف الثابت للحصول على القيمة المتوقعة نضرب المعاملات في قيم للوجت.

3 – نحول اللوجت إلى احتمال باستخدام المعادلة $\theta = \frac{1}{1+e^{-L}} = \frac{e^{L}}{1+e^{L}}$ حيث L هي قيمة اللوجت.

4 – نعوض عن قيم y ونحسب لوغاريتم دالة الترجيح.

5 – تعاد الخطوات من 1 إلى 4 لكل حالة منة حالات العينة، ونجمع مكونات لوغاريتم دالة الإمكانية؛ للحصول على العينة الكلية.

6 – تعاد الخطوات لقيم أخرى من المعاملات، ونقارن بين قيمتي لوغاريتم دالة الإمكانية المحسوبة حاليا والمحسوبة من المعاملات السابقة.

7 – نجري المعاملات الممكنة جميعها ونأخذ التقديرات الّتي تولد أعلى قيمة للوغاريتم (القريبة من الصفر).

ومع ظهور الحاسب أصبحت الحزم الإحصائية أكثر فاعلية في حساب التقديرات الّتي تزيد من لوغاريتم دالة الإمكانية، فتبدأ من قيم أولية للمعاملات b وتساوي القيم المقدرة من المربعات الصغرى، ثم تستخدم الخوارزميات لاختيار قيم جديدة للمعاملات بما يزيد تلك المعلمات لوغاريتم دالة الإمكانية، وتتكرر تلك العملية حتى يصبح الفرق في الزيادة في قيم اللوغاريتم بين الخطوة i والخطوة $i+1$ صغيرا جدا تتوقف وتكون القيم المقدرة هي الّتي أعطت أعلى قيمة للوغاريتم لدالة الإمكانية العظمى هي التقديرات المعتمدة. [37]

---

[36] د.سعد. "*التنبؤ بدرجة رضا الوظيفي باستخدام نموذج الانحدار اللّوجستي بطريقة بيز*" . بحث منشور لنيل درجة الدكتوراه، قسم الاحصاء التّطبيقيّ، كلية الدراسات العليا، جماعة السودان للعلوم والتكنولوجيا، (2010)

[37] *Logistic Regression*: A Primer ،2000 ، pp 210

المبحث الثالث: الانحدار اللّوجستي البيزي:

من حيث المبدأ لا يختلف الانحدار اللّوجستي البيزي عما ذكر سابقاً، ولكن الاختلاف هو في طريقة تقدير معلمات النموذج، فتتميز مدرسة بيز أنها تتعامل مع المعلمات بوصفها متغيرات عشوائية، ولها توزيع احتمالي وليس كالطريقة الإمكانية العظمى الّتي تعتمد المعلمات كميات ثابتة.

1- نظرية بيز Bayes Theorem:

يعتمد الاستدلال البيزي في التقدير على مبرهنة بيز الشهيرة إذ إن الصيغة الرياضية للمبرهنة هي الاساس الذي ننطلق منه في الاستدلال وهي الآتي:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}$$

ويمكن كتابة النظرية لمجموعة من المتغيرات العشوائية ($x_1, x_2, \ldots, x_n$) الّتي تتبع توزيعا احتماليا دالته الاحتمالية $f(x_i: \theta)$ إذ θ معلمة أو مجموعة معالم عندئذ يمكن كتابة المعادلة السابقة على الشكل الآتي الذي يمثل ما يعرف بالتوزيع البعدي (اللاحق):

$$P(\theta\ |X) = \frac{L(X|\theta)P(\theta)}{\int_{-\infty}^{+\infty} L(X|\theta)P(\theta).d\theta}$$

إذ إن:

$P(\theta\ |X)$: التوزيع اللاحق (البعدي)

$P(\theta)$: التوزيع الأولي (القبلي)

$L(X|\theta)$: دالة الاحتمال (الإمكان)

$\int_{-\infty}^{+\infty} L(X|\theta)P(\theta).d\theta$ ثابت المعايرة

2- مفهوم التقدير البيزي:

أنه من الافتراضات الّتي قامت عليها الطرائق الكلاسيكية (التكرارية) على سبيل المثال أن لدينا مجتمعا ذو توزيع احتمالي معلوم $f(x;\theta)$ وأن معلمات θ_i التوزيع تَعامل ثوابت، وهي مجهولة ويراد تقديرها بناء على معلومات العينة العشوائية $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ المسحوبة من المجتمع،[38] اي إن معلوماتنا المتوافرة بشأن المعلمة θ قبل سحب العينة العشوائية ثابتة، وغير معلومة، في حين قد تتوافر لدينا بعض المعلومات عن المعلمة تثبت أنها متغيرة ومن ثَم يمكن عدَها متغيرا عشوائيا ولها توزيع احتمالي معين، يسمى التوزيع القبلي Priors، في الاستدلال الإحصائي تبحث طريقة بيز عن دالة جديدة تحوي على كل المعلومات الّتي تحتويها دالة الإمكانية العظمى فضلاً عن القبلية الّتي نعرفها بشأن المعلمة θ، أي إننا نبحث عن دالة تلخص ما نعرفه بشأن المعلمة بعد الحصول على العينة وتسمى التوزيع البعدي .Posterior

3- التوزيع القبلي The Prior Distribution:

هو توزيع احتمالي يحتوي على كل المعلومات والخبرات المتاحة للمعلمة θ قبل الحصول على العينة العشوائية، وهذا التوزيع يصف درجة اعتقادنا في القيم الممكنة للمعلمة θ قبل الحصول على العينة وسوف نرمز له $P(\theta)$ وتنقسم التوزيعات القبلية إلى نوعين هي التوزيعات القبلية المعلمية Informative Priors وفي هذا النوع تكون معلوماتنا القبلية (قبل سحب العينة العشوائية) عن المعلمة θ متوافرة بوساطة التجارب السابقة وهو غالبا لا يتوافر عمليا، فيُلجأ إلى التوزيعات القبلية غير المعلمية Non – Informative Priors وهذا النوع يعبر عن المعرفة القليلة أو النادرة بشأن المعلمة، ونرغب في تمثيل هذه المعرفة المحدودة جدا بتوزيع احتمالي يعبر عنها، ويستخدم هذا النوع على نحو واسع في التّحليل البيزي فتوجد الكثير من الحالات الّتي تكون فيها معلوماتنا القبلية عن المعلمة θ قليلة أو نادرة.[39]

---

[38] د.الصياد.(1994). الاستدلال الاحصائي . دار المريخ . مصر

[39] المرجع السابق نفس الصفحة.

4- التوزيع البعدي The Posterior Distribution:

يمكن تعريف التوزيع البعدي أنه: توزيع احتمالي للمعلمة θ بشرط الحصول على العينة $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ وهو يصف درجة اعتقادنا في القيم الممكنة لـ θ بعد الحصول على العينة، أي إن قراءات العينة تغير درجة اعتقادنا في القيم المختلفة للمعلمة θ وذلك بتغير التوزيع القبلي الى التوزيع البعدي ونحصل على التوزيع البعدي من نظرية بيز Bayes Theorem. (د. سعيد)

5- دالة الكثافة الاحتمالية الأولية المعلوماتية:

تستعمل هذه الدالة في حالة وجود معلومات مسبقة متوافرة، وكافية عن المعلمة المراد تقديره وتكون المعلمة مقيدة بحدود معينة وفقًا للمعلومات المتحصل عليها، قد يلجأ الباحث في كثير من الأحيان ولاسيما في الواقع الطبيعي إلى وضع قيود عن المعلمات المراد تقديرها مستندًا في ذلك إلى المعلومات المأخوذة عن تلك المعلمة، هنا تصبح هذه القيود مهمة في بناء دالة الكثافة الاحتمالية الأولية أو صياغتها[40].

6- دالة الكثافة الأولية غير المعلوماتية:

تستخدم عندما تكون المعلومات المتوافرة عن المعلمات غير كافية أو عند عدم توافرها إطلاقًا وفي هذا المجال وضع العالم Jeffery قاعدتين أساسيتين عن طريقهما تحدد دالة الكثافة الاحتمالية الأولية المناسبة اعتمادًا على مجال المعلمة:

الأولى: إذا كان المعلمات تأخذ قيما مجالها من الناقص لانهاية إلى الزائد لانهاية تأخذ التوزيع المنتظم.

الثانية: إذا كانت المعلمات تأخذ قيماً مجالها من الصفر والزائد اللانهاية تأخذ توزيعا لوغارتميا منتظما.[41]

7- تقدير معلمات نموذج الانحدار اللّوجستي باستخدام طريقة بيز:

إن الفكرة الأساسية من توفيق الانحدار اللّوجستي باستخدام طريقة بيز هي إجراء تقدير للمعلمات β_i بدلالة العينة x_i وذلك بإيجاد التوزيع البعدي للمعلمات β_i ، إذ إنه في التقدير الكلاسيكي استعرضنا طريقة الإمكانية العظمى

---

[40] Efthymios G. Tsionas,(2003), *"Pareto Regression: A Bayesian Analysis* ",Marcel Dekker, INC , Vol. 32, No. 6, pp. 1213–1225

[41] المرجع السابق نفس الصفحة.

لتقدير المعلمات، وذلك لأنها تحتوي على كل المعلومات، فهي تحتوي على العينة وعلى صيغة التوزيع، أما الآن فإننا نحتاج إلى دالة جديدة تحتوي على كل المعلومات الأخرى الّتي نعرفها بشأن المعلمة الّتي يمثلها التوزيع القبلي أي إننا نبحث عن توزيع بعدي وسوف نرمز له بالرمز $f(\beta|X,Y)$ يجمع بين المعلومات التي نعرفها مسبقًا والمعلومات الّتي حصلنا عليها من العينة، ونحصل على التوزيع البعدي من نظرية بيز كالآتي:

$$f(\beta|X,Y) = \frac{L(Y|\beta,X)f(\beta)}{f(Y|X)}$$

فإن:

$L(Y|\beta,X)$: دالة الإمكانية العظمى الّتي شُرحت سابقًا.

$f(\beta)$ التوزيع القبلي لمعلمة المراد تقديرها.

$f(Y|X)$: دالة التوزيع الهامشي للمتغير Y في حين:

$$f(Y|X) = \int f(Y|\beta,X)f(\beta|X)d\beta$$

في حين $f(Y|X)$ دالة ثابتة بالنسبة إلى متجه المعلمات المجهولة β ، فليس هناك حاجة إلى حسابها إذ إن التوزيع البعدي يمكن كتابته على الصورة

$$f(\beta|X,Y) \propto L(Y|\beta,X)f(\beta)$$

ولتنفيذ التوزيع القبلي نحتاج إلى إيجاد دالة الإمكانية $L(Y|\beta,X)$ الّتي أُوجدت سابقًا، وكذلك إيجاد دالة التوزيع القبلي الّتي تصف معلوماتنا أو خبراتنا السابقة بشأن المقدرات β، ومن الاستعراض السابق للانحدار اللّوجستي ومن شروطه أن تتبع المعلمات التوزيع الطبيعي أيضا.

$$\beta_j \sim N(\mu_j, \sigma_j^2)$$

أي أن كل عنصر β_i مستقل، ويتبع التوزيع الطبيعي أي إنه $(\beta_1, \beta_2, \beta_3 \dots \beta_n)$ تتبع التوزيع الطبيعي، فإنه يختار غالبا $\mu = 0$ و σ^2 رقما كبيرا بين 10 و 100 [42]–[43]

إذ يكون التوزيع القبلي هو:

$$f(\beta_j) = \prod_{j=0}^{p} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j}} exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{\beta_j - \mu_j}{\sigma_j}\right)^2\right\}$$

وسابقًا جرى التحدث عن دالة الإمكانية الّتي يمكن كتابتها بالآتي:

$$Likelihood = \prod_{i=1}^{n}\left(\frac{e^{\beta_0+\beta_1 X_{i1}+\cdots+\beta_p X_{ip}}}{1+e^{\beta_0+\beta_1 X_{i1}+\cdots+\beta_p X_{ip}}}\right)^{y_i} \cdot \left(1 - \frac{e^{\beta_0+\beta_1 X_{i1}+\cdots+\beta_p X_{ip}}}{1+e^{\beta_0+\beta_1 X_{i1}+\cdots+\beta_p X_{ip}}}\right)^{(1-y_i)}$$

إذ $P(x_i)$ هو احتمال حدوث الحدث للظاهرة i الّذي يمثل المتغيرات y_i, x_i الذي يعبر عنه بـ $y_i = 1$ عند حدوثه و $y_i = 0$ عند عدم حدوثه، والدالة اللّوجستية هي:

$$P(x_i) = \frac{e^{\beta_0+\beta_1 X_{i1}+\cdots+\beta_p X_{ip}}}{1+e^{\beta_0+\beta_1 X_{i1}+\cdots+\beta_p X_{ip}}}$$

وبذلك يمكن كتابة دالة التوزيع البعدي بالآتي:[44]

$$Posterior = \prod_{i=1}^{n}\left(\frac{e^{\beta_0+\beta_1 X_{i1}+\cdots+\beta_p X_{ip}}}{1+e^{\beta_0+\beta_1 X_{i1}+\cdots+\beta_p X_{ip}}}\right)^{y_i} \cdot \left(1 - \frac{e^{\beta_0+\beta_1 X_{i1}+\cdots+\beta_p X_{ip}}}{1+e^{\beta_0+\beta_1 X_{i1}+\cdots+\beta_p X_{ip}}}\right)^{(1-y_i)} \times \prod_{j=0}^{p} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j}} exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{\beta_j - \mu_j}{\sigma_j}\right)^2\right\}$$

---

[42] N. van Erp and P. van Gelder," BAYESIAN LOGISTIC REGRESSIONANALYSIS" ,(2013),

[43]Prof.Joseph, "Bayesian Analysis in the Health Sciences", Department of Epidemiology and Biostatistics, McGill University, Montreal–Canada, 2017

[44] Prof.Joseph, "Bayesian Analysis in the Health Sciences", Department of Epidemiology and Biostatistics, McGill University, Montreal–Canada, 2017

ومع سهولة توصيف المكونات الضرورية؛ لحساب التوزيع البعدي ومن ثم تقدير معلمات النموذج المطلوبة كما في المعادلة السابقة إلا أننا قد لا نستطيع ايجاد حل رياضي، أي أنه يتعذر إيجاد قيمة التوزيع البعدي فلذلك يلجأ إلى طرائق أخرى، ومن أكثر الطرائق الشائعة؛ هي طريقة سلاسل ماركوف مونت كارلو MCMC وهي واحدة من الطرائق الّتي تعتمد دمج أسلوبي سلاسل ماركوف، ومحاكاة مونت كارلو، وذلك لإيجاد التوزيع البعدي، وهناك طريقة جديدة تسمى طريقة تقريب لابلاس للتكامل المتداخل (the Integrated-Nested Laplace Approximation) إذ طُرحت عام 2009 من (and Chopin ,Martino ,Harvard Rue) وهي من الطرائق الحديثة الّتي أثبتت كفاءتها في إيجاد التوزيع البعدي في نماذج بيز المتقدمة على نحو أسرع من طريقة MCMC.[45]

8 – سلسلة ماركوف مونتي كارلو Markov chain Monte Carlo (MCMC):

هي أحد الطرائق المتبعة في إيجاد دالة التوزيع البعدي في الاحصاء البيزي في حال لم نتمكن من إيجادها رياضيا، ولهذه الطريقة خوارزميات عدة؛ لتنفيذها سنذكر منها خوارزمية جبس ((Gibbs، وخوارزمية ميتروبولس هوستنيغ (Metropolis–Hastings) ، وهذه الطريقة تعتمد اعتمادا رئيسا على فرعين أساسيين من فروع الإحصاء الرياضي، ونظرية الاحتمالات هما: سلاسل ماركوف Markov chain، وتكامل مونتي كارلو Monte Carlo Integration.

8-1- تكامل مونتي كارلو Monte Carlo Integration:

يستخدم أسلوب تكامل مونت كارلو؛ لحساب تكامل بعض الدوال باستخدام طرائق المحاكاة الّتي تعتمد على توليد مفردات عشوائية من هذه الدوال أو سحبها وللتوضيح نفرض أننا نريد إجراء التكامل الآتي:

$$\int_a^b g(x)dx$$

[45] Xiaofeng Wang, Yu Yue Ryan, Julian J. Faraway, *"Bayesian Regression Modelling with INLA"* CRC Press, 2018, PP20, ISBN-13: 978-1498727259

وبفرض أننا نستطيع التعبير عن الدالة $g(x)$ بوضعها حاصل ضرب دالة أخرى $f(x)$، ودالة الكثافة الاحتمالية $P(x)$ والمعرفة في المدة (a,b) ومن ثم يكون لدينا:

$$\int_a^b g(x)dx = \int_a^b f(x)p(x)dx = E_{p(x)}\{f(x)\}$$

أي إن الدالة الأصلية عبر عنها بوضعها توقع الدالة $f(x)$ على دالة الكثافة الاحتمالية $P(x)$ لذلك إذا تمكننا من سحب عدد كبير من المفردات أو توليدها $x_1, x_2, x_3, \ldots., x_n$ من دالة الكثافة $P(x)$ فإنه طبقاً لقانون الأعداد الكبيرة يكون لدينا الصيغة الآتية:

$$\int_a^b g(x)dx = E_{p(x)}\{f(x)\} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} f(x_i)$$

ويسمى هذا النوع من التكامل باسم تكامل مونت كارلو الّذي يستخدم في إجراء التكاملات المعقدة، كذلك يستخدم في الحصول على صيغ تقريبية للتوزيعات البعدية الّتي قد يصعب إيجادها أحيانا في التّحليل البيزي، مثلاً، يمكن إيجاد التوزيع البعدي

$$\pi(x|y) = \int f(y|x)p(x)dx = E_{p(x)}\{f(y|x)\} \cong \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} f(y|x_i)$$

فإن x_i هو عينة من المفردات عددها n كبيرة نسبيا سحبت عشوائيا أو ولّدت من دالة الكثافة $p(x)$ باستخدام إحدى طرائق المحاكاة.[46]

8-2 – سلاسل ماركوف Markov chain:

تسمى مجموعة المتغيرات العشوائية $\{x_t, t \geq 0\}$ بالعملية العشوائية Stochastic Process ذات المعلمة t إن t تعبر عن عنصر الزمن، وتأخذ قيمة موجبة، أما مجموعة القيم الممكنة للمتغير x_t فتسمى بحالات العملية العشوائية.

[46] Christian P. Robert, *The Bayesian Choice: A Decision Theoretic*, Springer, New York,(1994), pp 339

فإذا كان $x_t = i$ فإنه يقال: إن العملية تكون في الحالة i عند اللحظة t، مثال ذلك عدد عملاء أحد البنوك أو عدد المرضى الذين يعالجون في أحد المشافي في الوقت t، وتسمى مجموعة القيم الممكنة لمعلمة العملية العشوائية بفضاء المعلمة ويرمز لها بـ T.

يقال للعملية العشوائية $\{x_t, t \in 0\}$: إنها تتمتع بخاصية ماركوف إذا كانت حالتها في المستقبل، مع معرفة حالتها في الماضي والحاضر، لا تتأثر إلا بحالتها في الحاضر، أي إنه على فرض أن x_t يمثل قيمة المتغير العشوائي x عند الوقت t وبفرض أن E تمثل فراغ الحالة الذي يمثل قيم المتغير x فإن المتغير العشوائي يقال: إنه عملية ماركوفية إذا كانت احتمالات الانتقال بين القيم المختلفة في فراغ الحالة تعتمد فقط على الحالة الحالية للمتغير:

$$Pr(x_{t+1} = j | x_0 = r, \dots\dots, x_t = i) = Pr(x_{t+1} = j | x_t = i)\,, i, j \in E$$

أي إن احتمال الانتقال إلى الحالة القادمة يعتمد على الحالة في الوقت الحالي فقط، وسلسلة ماركوف تشير إلى تسلسل من القيم العشوائية $x_0, x_1, x_2, x_3, \dots., x_n$ حصل عليها وولّدت بوساطة عملية ماركوفية، وتعرف سلسلة ماركوف باحتمالات الانتقال الخاصة بها P_{ij} الّتي تعني احتمال انتقال السلسلة من الحالة i إلى الحالة j في خطوة واحدة أي:

$$P_{ij} = Pr(i \to j) = Pr(x_{t+1} = j | x_t = i) \qquad \forall i, j \in E$$

وبذلك يكون احتمال الانتقال من الحالة i إلى الحالة j في خطوتين هو:

$$P_{ij}^{(2)} = Pr(x_{t+2} = j | x_t = i) \qquad \forall i, j \in E$$

وفي n خطوة يكون كالآتي :

$$P_{ij}^{(n)} = Pr(x_{t+n} = j | x_t = i) \qquad \forall i, j \in E$$

وتجمع احتمالات الانتقال $P_{ij}, i, j = 0,1,2,3, \dots., n$ في شكل مصفوفة مربعة P تسمى مصفوفة احتمالات الانتقال لسلسلة ماركوف x وتأخذ الشّكل:

$$P = \begin{bmatrix} P_{00} & P_{01} & P_{02} & \cdots \\ P_{10} & P_{11} & P_{12} & \cdots \\ P_{20} & P_{21} & P_{33} & \cdots \\ . & . & . & . \\ . & . & . & . \\ . & . & . & . \end{bmatrix}$$

وتتمتع هذه المصفوفة بأنها تحقق العلاقات الآتية:

- عناصرها جميعا غير سالبة، أي إن لأي قيمة من i,j أي $P_{ij} > 0$
- مجموع عناصر أي صف من صفوفها يساوي الواحد أي $\sum_{j \in E} P_{ij} = 1$

ومن هنا تتضح فكرة سلسلة ماركوف مونتي كارلو إذ يوفّق بين الأسلوبين؛ لإيجاد التوزيع البعدي البيزي، فيجرى التكامل للتوزيع البعدي باستخدام أسلوب مونت كارلو من قيمة تحدد عشوائيا ومن ثم ينقل منها إلى القيم التالية بالاعتماد على القيمة الحالية وفق مبدأ سلسلة ماركوف في الانتقال، إذ يؤخذ في الحسبان عملية توليد الأرقام العشوائية أن خطوات الانتقال في العملية العشوائية تتم وفق مصفوفة ماركوف أي إنه قيمة الخطوة الحالية تؤثر في الانتقال العشوائي للقيمة التالية.

8 – 3: خوارزمية متروبوليس–هوستينج (Metropolis–Hastings):

لتطبيق منهجية سلاسل ماركوف مونتي كارلو (MCMC)؛ لإيجاد التوزيع البعدي البيزي هناك خوارزميات عدة تستخدم لهذا الغرض، ومن ضمنها خوارزمية متروبوليس–هوستينج (Metropolis–Hastings) وهي ما سيطبق في الجانب العملي من هذا البحث وخوارزمية معاينة جبس (Gibbs Sampling)، وتعدّ هذه الخوارزميات من الطرائق الشائعة المستخدمة لحساب التوزيع البعدي البيزي، وخوارزمية متروبوليس–هوستينج (Metropolis–Hastings) أكثر عمومية من طريقة معاينة جبس (Gibbs Sampling)، إذ إن معاينة جبس تعدُّ حالة خاصة من خوارزمية متروبوليس–هوستينج،[47] وهذه الطريقة تولِّد سيرا عشوائيا باستخدام توزيع احتمالي مقترح ووضع طريقة لرفض بعض الخطوات المقترحة أو قبولها، أول من وضعها هو العالم Nicholas Metropolis عام

[47] Gelman, Carlin, Stern, Dunson, Vehtari, Rubin, "Bayesian Data Analysis", Boca Raton, USA, CRC Press, PP 278, ISBN-13: 978-1-4398-9820-8

1953 وسميت باسمه، فاقترح استخدام توزيع متماثل؛ للحصول على تقريب مقبول للتوزيع الأصلي ومن ثم جاء العالم Keith Hastings الذي أعطى الصيغة العامة للخوارزمية،[48] وخطوات الخوارزمية كما يأتي:

لنفترض أننا نريد تقدير دالة الكثافة الاحتمالية للتوزيع البعدي $P(\theta)$ فإنه يصعب بالطرائق العادية حسابها فننطلق من قيمة افتراضية وهي θ_0 فيكون لدينا $P(\theta_0) > 0$

الخطوة الثانية هي إيجاد قيم θ^* المقترحة وذلك بإيجاد قيمة التوزيع المقترح $J_t(\theta^*|\theta^{t-1})$ الذي نسعى إلى تقريبه إلى التوزيع الحقيقي وذلك بتحقيق الخاصية الماركوفية أي إيجاد القيمة الجديدة ل θ تبنى على القيمة القديمة، ولكن هل تقبل القيمة الجديدة θ^* هنا تنتقل الخوارزمية إلى الخطوة التالية الّتي تجد قيمة احتمال القبول α وفق المعادلة: [49]

$$\alpha(\theta^{t-1}, \theta^*) = min\ (1, \frac{P(\theta^*)J_t(\theta^{t-1}|\theta^*)}{P(\theta^{t-1})J_t(\theta^*|\theta^{t-1})}$$

ووفقاً لاحتمال القبول يقارن بين قيمة α في حال كانت القيمة تساوي الواحد تقبل القيمة الجديدةθ^* وإذا كانت قيمة α أصغر من الواحد تقارن مع قيمة عشوائية من توزيع منتظم $U\sim u(0,1)$ أيضا بحيث إذا كانت قيمة α أكبر من القيمة العشوائية u تقبل القيمة الجديدة θ^* أيضا وفي حال العكس تبقى القيمة القديمة θ^{t-1}

ويمكن كتابة الخوارزمية بالآتي:[50]

[48]KRUSCHKE, "*Doing Bayesian Data Analysis*", Academic Press is an imprint of Elsevier, London,UK , PP 156, ISBN: 978-0-12-405888-0

[49] المرجع السابق صفحة 158

[50] المرجع السابق صفحة 159

Input: the starting point X_0, the proposal distribution q and the number of iterations N.
for $n = 1, 2, \cdots, N$ **do**
  Sample $X' \sim q(\cdot|X_{n-1})$
  Compute the acceptance probability $\alpha(X_{n-1}, X')$, where

$$\alpha(X_{n-1}, X') = \min\left\{1, \frac{p(X')q(X_{n-1}|X')}{p(X_{n-1})q(X'|X_{n-1})}\right\}$$

  Sample $U \sim \mathcal{U}[0, 1]$;
  if $U < \alpha(X_{n-1}, X')$ **then**
    $X_n \to X'$
  else
    $X_n \to X_{n-1}$
  end if
end for

المبحث الرابع: مؤشّرات تقييم النّموذج اللّوجستي:

يوجد مجموعة من المعايير، والاختبارات الإحصائية الّتي تساعد في تحديد جودة نموذج الانحدار اللوجستي ما، ستستخدم مجموعة منها؛ لعمل المقارنة بين النّموذج اللّوجستي الكلاسيكي والنّموذج اللّوجستي البيزي وهي على النحو الآتي:

1- مصفوفة الإرباك (confusion matrix):

في مسائل التصنيف تعدّ هذه الأداة إحدى الطرائق الشائعة لتقيم أداء النّموذج، وتعرف بمصفوفة الخطأ أيضاً،[51] وهي بسيطة من حيث المبدأ فتبنى على شكل جدول يظهر أداء النّموذج، فكل سطر فيها يمثل الفئات الّتي نريد تصنيف البيانات فيها وكل عامود يظهر البيانات كيف توقعها النّموذج ، وبتعبير آخر هي شكل من أشكال جداول التوافق (contingency table) ، وفي حال كنا نستخدم التصنيف الثنائي كما هو في النّموذج المستخدم في هذا البحث، يكون شكل الجدول الآتي:[52]

Total population = P + N		Predicted condition (الحالات المتوقعة)	
		Positive (PP) الإيجابي المتوقع	Negative (PN) السلبي المتوقع
Actual condition (الحالات الفعلية)	Positive (P) الإيجابي	True positive (TP) الإيجابي الصحيح	False negative (FN) السلبي الخاطئ
	Negative (N) السلبي	False positive (FP) الإيجابي الخاطئ	True negative (TN) السلبي الصحيح

جدول 2جدول يوضح مصفوفة الأرباك (المصدر: *Fawcett, Tom (2006). "An Introduction to ROC Analysis". Pattern Recognition Letters.*)

---

[51] Stehman, Stephen V. (1997). "*Selecting and interpreting measures of thematic classification accuracy*". Remote Sensing of Environment. 62 (1): 77–89. doi:10.1016/S0034-4257(97)00083-7

[52] Fawcett, Tom (2006). "*An Introduction to ROC Analysis*". Pattern Recognition Letters. 27 (8): 861–874. Doi: 10.1016/j.patrec.2005.10.010.

ومن الجدول أعلاه يمكننا أن نحسب مؤشّرات عدة تدل على أداء النّموذج وهي الآتي:

الحساسية sensitivity:

وتعرف بمعدّل تصنيف الإيجابي الصحيح أيضا، وهي تدل على قدرة النّموذج على التنبؤ بالتصنيف الأول وتحسب من العلاقة الآتية:

$$TPR = \frac{TP}{P} = \frac{TP}{TP + FN}$$

النّوعية specificity:

وهي تعرف بمعدّل التصنيف السلبي الصحيح ايضاً، وهي تدل على دقة النّموذج في تصنيف النوع الثاني، وتحسب من العلاقة الآتية:

$$TNR = \frac{TN}{N} = \frac{TN}{TN + FP}$$

الدقة accuracy:

تدل على دقة النّموذج وعلى التصنيف عموما وتحسب من العلاقة الآتية:

$$ACC = \frac{TP + TN}{P + N} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP}$$

2- لوغاريتم دالّة الخسارة log loss:

من الأخطاء الشائعة هو استخدام دالة MSE؛ للدلالة على جودة نموذج انحدار لوجستي ما، وذلك لأن المتغير التّابع في الانحدار اللوجستي يأخذ قيمتين الصفر، والواحد، والقيم المتوقعة تأخذ قيما ضمن المجال 0-1 ومن ثَم لا يكون مجموع البواقي يساوي الصفر، ويكون هناك دالة تربطها علاقة معقدة مع المتغير التابع لا تعبر عن دقة النّموذج، ويعدّ لوغريتم دالة الخسارة تحويلة لدالة MSE وتستخدم مؤشّرا على جودة التقدير لنموذج الانحدار اللّوجستي عموما[53] ويعبر عنها بالعلاقة الآتية:

$$logloss = \begin{cases} -log(f(x_i)) & if\ y = 1 \\ -log(1 - f(x_i)) & if\ y = 0 \end{cases}$$

[53] Goodfellow, *Deep learning*, 2019, pp. 209-224

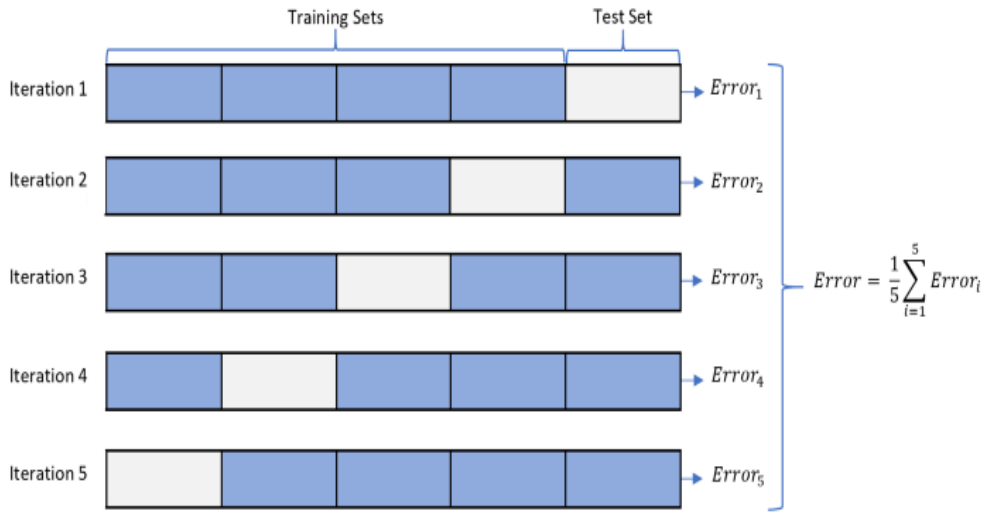
بصيغة أخرى يمكن كتابتها على شكل العلاقة الآتية:

$$logloss = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} -y_i\, log\big(f(x_i)\big) + (1-y_i) log\,(1-f(x_i))$$

فإن n حجم العينة، ومن العلاقة السابقة نلحظ أنه عندما تكون قيمة y تساوي الصفر، يكون الجزء $(1-y_i) log\,(1-f(x_i))$ يساوي الصفر وعندما تكون y تساوي الواحد يكون الجزء $-y_i\, log\big(f(x_i)\big)$ يساوي الصفر.

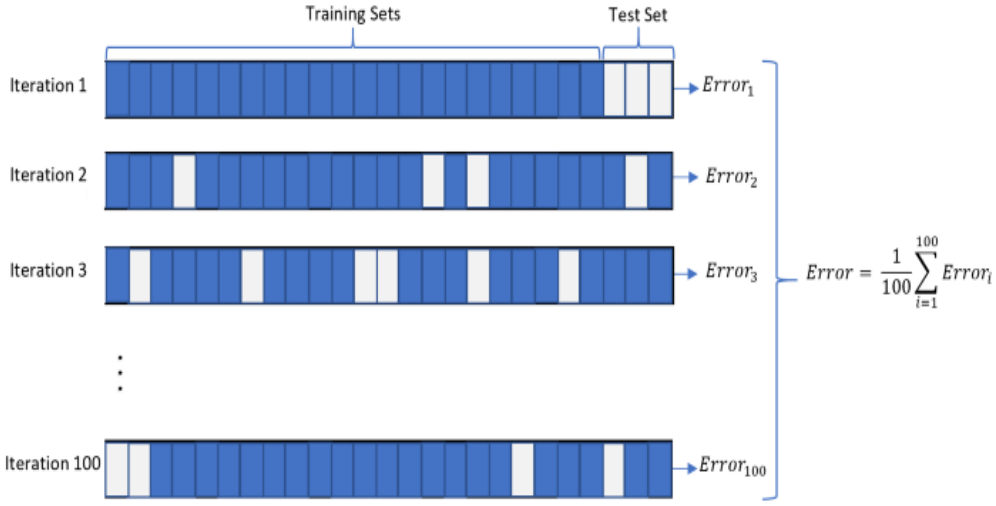
3- التحقق المتقاطع (Cross-Validation):

يعد من الأساليب الحديثة المستخدمة في علوم البيانات وتعلم الآلة، وهو له طرائق عدة لاستخدامه، ولكن لفهم هذه الطريقة نحتاج إلى العودة للطريقة المعتادة في التحقق من دقة نموذج ما، فتقسم البيانات إلى مجموعتين مجموعة تشكل نسبة معينة من البيانات على سبيل المثال 80%، يبنى بوساطتها النموذج ومجموعة يتحقق بوساطتها من قدرة النموذج بالتنبؤ بقيمها، وحساب متوسط مربع الخطأ أو لوغاريتم دالة الخسارة لهذه البيانات وهي 20%، ولكن التحقق المتقاطع يجري أكثر من تقسيم أو عدد X من التقسيمات هذه الأقسام يطلق عليها أجزاء (folds) وأحد أكثر الاستراتيجيات شيوعا هي التحقق المتقاطع البسيط (Simple K-Folds)، وبوساطتها تقسم البيانات إلى مجموعة من الأجزاء (k) ومن ثم يبنى (k) من نماذج، ويختبر الجزء المتبقي كما الآتي:



الشكل 1 شكل يوضح آلية عمل التحقق المتقاطع البسيط

وهناك طريقة أخرى تعتمد على أسلوب مونت كارلو تدعى طريقة مونت كارلو للتحقق المتقاطع فلا تقسم البيانات بانتظام وإنما تقسم عشوائيا كما في الآتي:



الشكل 2 شكل يوضح آلية عمل التحقق المتقاطع باستخدام أسلوب مونت كارلو

ولكن في النموذج اللّوجستي لا يمكن تطبيق متوسط مربع الخطأ، لذلك ستعتمد دالة لوغاريتم الخسارة الّتي شُرحت سابقاً، وكما هو ملحوظ تتميز هذه الطريقة أنها تمكّن من اختبار النموذج على أجزاء مختلفة من البيانات ومن ثم يقل مقدار الخطأ على عكس الطريقة الكلاسيكية الّتي يختبر بوساطتها جزء واحد من البيانات، والذي قد يكون مثاليا فتكون النتائج جيدة أو على العكس من ذلك تكون البيانات مشوهة أو متأثرة بظاهرة ما.

الفصل الثّالث: الجانب التّطبيقي:

المبحث الأول: المحاكاة.

المبحث الثاني: تطبيق الانحدار اللّوجستي على بيانات سوق دمشق للأوراق الماليّة.

الفصل الثّالث: الجانب التّطبيقي:

مقدمة:

سيطبق في هذا الفصل ما عرض في الفصول السابقة على مرحلتين: المرحلة الأولى؛ وهي عملية محاكاة أجريت بوساطتها المقارنة بوساطة بيانات افتراضية ولدت عن طريق لغة البرمجة الإحصائية R، وفق شروط محددة؛ لإجراء التجربة وتكون مشابهة لبيانات الأسهم في سوق دمشق للأوراق المالية، المرحلة الثانية تطبيق دالة الانحدار اللّوجستي على بيانات سوق دمشق للأوراق المالية وفي كلا المرحلتين يبنى نموذج انحدار لوجستي كلاسيكي، وآخر بيزي، والمقارنة بينهم، وفق الاختبارات الإحصائية، وطرائق المقارنة المذكورة سابقاً (مصفوفة الإرباك، ولوغاريتم دالة الخسارة، والتحقق المتقاطع).

المبحث الأول: المحاكاة:

في هذه الخطوة ولد الباحث بيانات باستخدام طريقة مونت كارلو؛ لإجراء المحاكاة وفق شروط تجربة محددة بالآتي:

اختيار نموذج لوجستي افتراضي مشابه لنموذج الذي بني في سوق دمشق للأوراق المالية واختير المتغيرات الّتي اظهرت، معنوية في الدّراسة وهو النّموذج الآتي:[54]

$$y = 1.21 + 4.1x_1 + 0.0000516x_2$$

ولدت الأرقام العشوائية من التوزيع الطبيعي لأن النّموذج اللّوجستي يشترط طبيعية المعلمات مع لوغاريتم نسبة الأرجحية،[55] واختير عدد مرات تكرار التجربة بالاعتماد على العلاقة الآتية:[56]

---

[54] تطبيق النّموذج اللّوجستي على البيانات الفعلية لسوق دمشق للأوراق الماليّة في صفحة (63)

[55] David W. Hosmer, *Applied Logistic Regression*, 2013, p. 55

Gujarati D. N.,*Basic Econometrics*, 2009, p. 554

[56] Bukaçi, Paulin. (2016). *Number of Iterations Needed in Monte Carlo Simulation Using Reliability Analysis for Tunnel Supports*.. International Journal of Engineering Research and Applications. page. 60-64.

$$n = \left[\frac{100 * Z_c S_x}{E}\right]^2$$

فإن: Z هي 1.69 عند مستوى ثقة 95% ، E معدّل الخطأ هو 5% و S هو الانحراف المعياري المتوقع في نموذجنا يساوي 0.8، ومن تطبيق العلاقة السابقة يكون الحد الأدنى لعدد مرات التكرار 731 ولكن في الواقع كرر الباحث التجربة 1000 مرة، ففي كل مرة تولّد بيانات يوفّق النموذج اللوجستي الكلاسيكي والبيزي الملائم لتلك البيانات ومن ثم تحسب الدقة ولوغاريتم، دالة الخسارة، وتعاد التجربة 1000 مرة على أحجام عينات مختلفة (10 – 15 – 30 – 50 – 500 – 1000) وذلك للبحث في تأثير حجم العينة في كلا النموذجين المراد المقارنة بينهم. ويجب أن نلحظ أنه في كل مرة تولد بيانات نحصل على تقديرات مختلف لمعلمات النموذج؛ لأن ما نجريه هو توليد عشوائي لنموذج لوجستي بهامش خطأ معين، ولذلك ما حصل عليه في الجدول أدناه قد يتغير عندما ما نعيد المحاكاة مرة أخرى.

حجم العينة	الدقة (نموذج بيزي)	الدقة (نموذج كلاسيكي)	لوغاريتم دالة الخسارة (نموذج بيزي)	لوغاريتم دالة الخسارة (نموذج كلاسيكي)	قيمة P value لمقارنة متوسطات الدقة	قيمة P value لمقارنة متوسطات لوغاريتم دالة الخسارة
10	0.9206	0.9447	0.179711	0.074932	0.00017126	1.88E-69
15	0.915867	0.931667	0.205579	0.130994	7.7504E-05	1.73E-33
30	0.896533	0.8995	0.236766	0.211938	0.27791547	1.8755E-07
50	0.89076	0.89106	0.247605	0.239926	0.88343482	0.02559036
500	0.880578	0.880558	0.271129	0.271105	0.9756175	0.98262496
1000	0.878938	0.878949	0.273997	0.273992	0.98053231	0.99449119

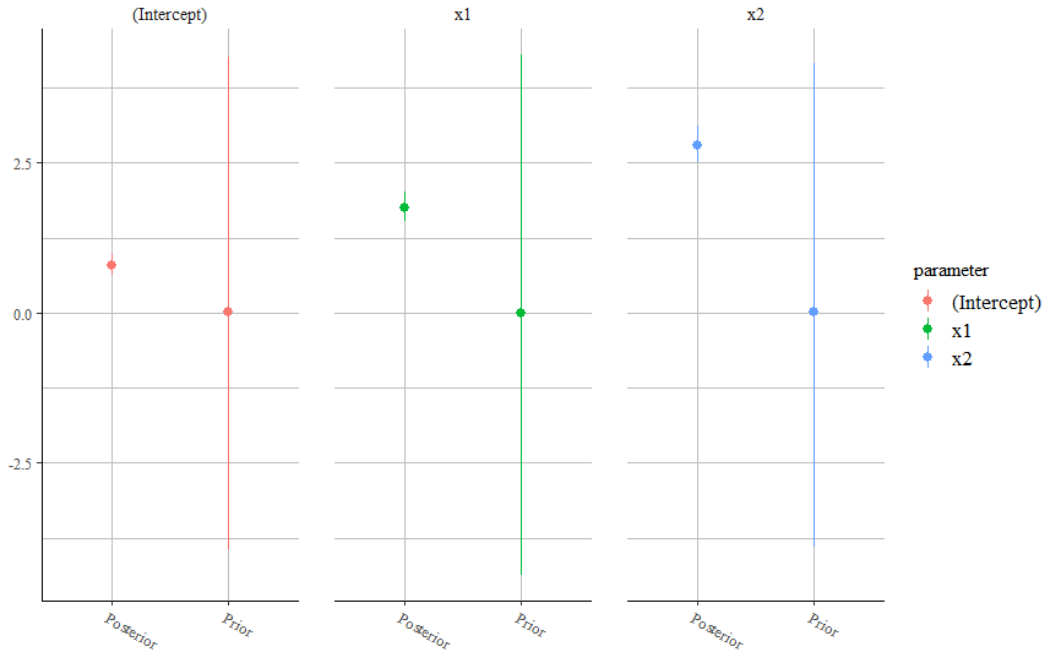
جدول 3 جدول نتائج المحاكاة يظهر متوسط الدقة ولوغاريتم دالة الخسارة لكل التجارب (المصدر: من إعداد الباحث)

النتائج: من إجراء المقارنات السابقة نلحظ أنه عند حجم العينات الصغير أقل من ثلاثين ظهر هناك فرق ذو دلالة إحصائية بين النموذجين الكلاسيكي والبيزي، فعند حجم العينة 10 و 15 كانت دقة النموذج الكلاسيكي

أفضل منها في النموذج البيزي، وعند حجم العينة 10 و15 و30 كان لوغاريتم دالة الخسارة أقل للنموذج الكلاسيكي مقارنة بالنموذج البيزي، وعند حجوم العينات الكبيرة 50 و 500 و 1000 لم يكن هناك أي فروقات مهمة ذات دلالة إحصائية، منه نستنتج أن عند حجوم العينات الصغيرة (أقل من 30) كان النموذج الكلاسيكي أفضل من حيث قدرته في التّنبؤ، ومن حيث الخطأ التقدير في حين أنه عند حجوم عينات كبير لم يظهر أي فرق بين النموذجين.

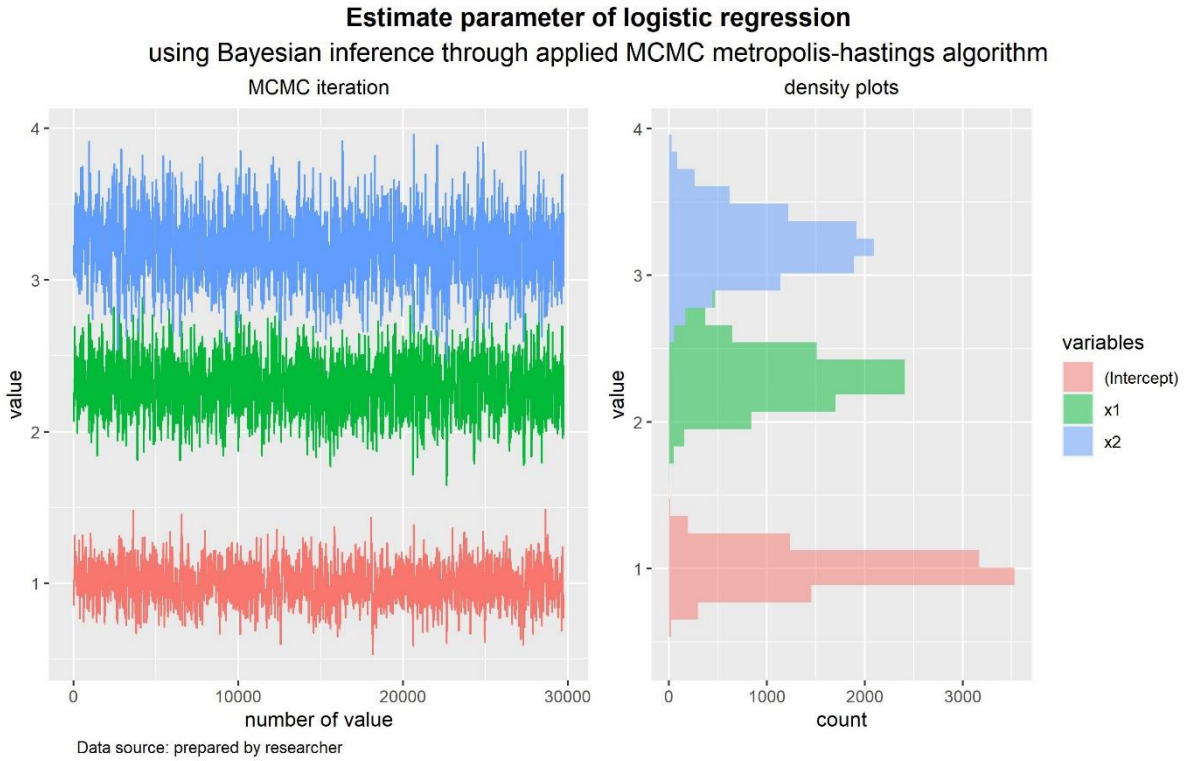
أعد الباحث بعض الرسوم البيانية، لفهم أسباب الاختلاف في كفاءة النماذج، فيلاحظ من الشكل البياني (2) كيف أن التوزيع القبلي كان يأخذ التوزيع الطبيعي بمتوسط صفر وانحراف واحد، ويلحظ كيف أن نتيجة التوزيع القبلي تغيرت في التوزيع البعدي بناء على المعلومات الّتي حصلنا عليها من المتغيرين x1 وx2.

ويلحظ في الشكل (3) أن المقدرات، أخذت شكل التوزيع القبلي وهو التوزيع الطبيعي محققة بذلك شرط أن المقدرات يجب أن تتبع التوزيع الطبيعي[57]،



الشكل 3 التوزيع البعدي، والتوزيع القبلي (المصدر من إعداد الباحث باستخدام لغة R)

[57] Gujarati, 2015, *ECONOMETRICS BY EXAMPLE*



الشكل 4 السير العشوائي، والتوزيع الاحتمالي للمقدرات بوساطة تطبيق طريقة *MCMC* خوارزمية ميتربولس هوستنغ (المصدر: من إعداد الباحث باستخدام لغة *R*)

وكذلك يظهر الشكل (4)[58] خطوات السير العشوائي الّتي اتبَعت؛ لتوليد المقدرات عن طريق سلاسل ماركوف مونت كارلو، منه يلحظ أنه بسبب اعتماد دالة غير معلوماتية قبلية تتبع التوزيع الطبيعي، أضعفت من كفاءة النَموذج البيزي، ولكن في المقابل حافظت على تحقيق شرط من شروط النموذج خطية، وطبيعية المعلمات.

2- التحقق المتقاطع (Cross Validation):

في هذه الخطوة ولّد الباحث بيانات عند حجوم عينات مختلفة (10 15 – 30 – 50 – 500 – 1000) باستخدام أسلوب المحاكاة ومن ثم أجري التحقق المتقاطع ل 100 مرة ففي كل مرة من مرات التحقق تُجرى الخطوات الآتية:

تقسم البيانات عشوائيا باستخدام أسلوب مونت كارلو إلى جزئين، جزء يسمى بيانات التدريب والجزء الأخر بيانات الاختبار.

[58] يوجد رسم بياني تفاعلي قام الباحث بإعداده باستخدم لغة البرمجة الإحصائية R يوضح عملية السير العشوائي في كل مرحلة من مرحلة التوليد العشوائي مرفق بالدراسة.

- تستخدم بيانات التدريب؛ لتوفيق النماذج فيبني نموذج انحدار لوجستي بيزي وآخر كلاسيكي
- تستخدم بيانات التدريب؛ لحساب دقة التّنبؤ، ولوغاريتم دالة الخسارة لكلا النّموذجين

وأجريت هذه الخطوات على حجوم العينات المختلف فكان لدينا الجدول الآتي:

	بايزي		كلاسيكي		قيمة P.value	
حجم العينة	لوغاريتم دالة الخسارة	الدقة	لوغاريتم دالة الخسارة	الدقة	لوغاريتم دالة الخسارة	الدقة
10	1.7	0.99	19.7	0.98	020.00	0.080
15	2.1	0.98	20.36	0.97	0.0002	0.54
30	1.5	0.89	7.55	0.87	0.0007	0.215
50	1.34	0.88	4.05	0.89	0.002	0.39
500	1.28	0.86	4.19	0.88	00150.	0.1
1000	2.4	0.87	2.5	0.88	0060.	0.88

جدول 4 جدول يوضح قيمة متوسط دالة الخسارة ومتوسط الدقة لكل من أحجام العينة المختلفة مع قيم p_value للفروق (المصدر: من إعداد الباحث)

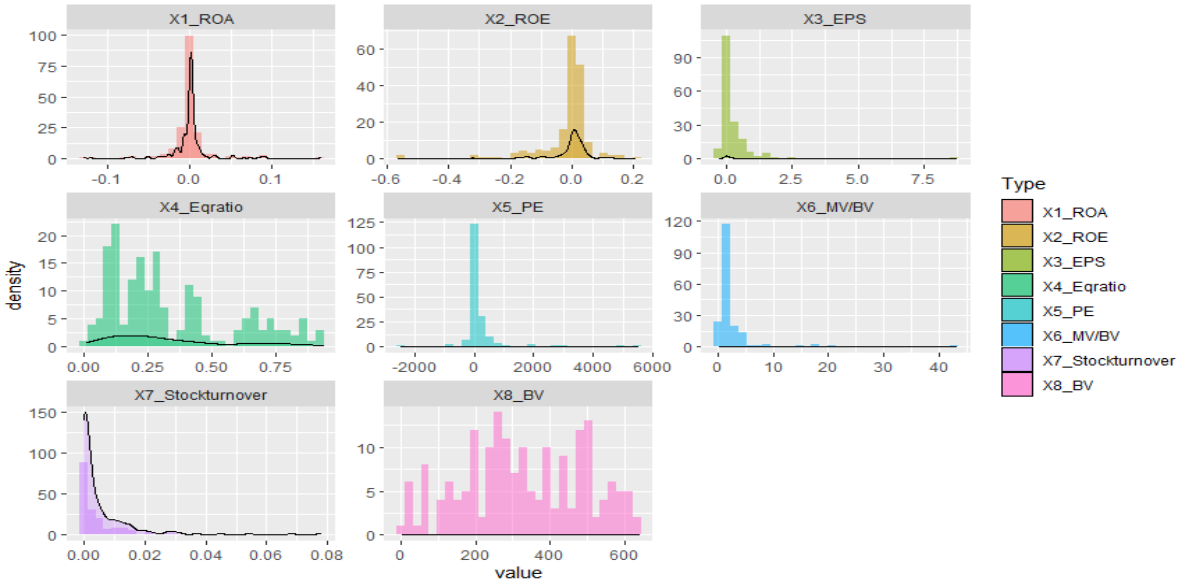
من الجدول (4) يلحظ أن الدقة لم تختلف وأن الاختلافات بين النّموذجين لم تكن ذات دلالة إحصائية بمايتعلق بمتوسط دالة الخسارة فيلحظ أنها أقل للنموذج الكلاسيكي مقارنة بالنّموذج البيزي عند حجوم العينات المختلفة جميعها ماعدا حجم العينة 1000 كان نموذج الكلاسيكي متشابها مع النموذج البيزي من حيث الدقة، ولوغاريتم دالة الخسارة.

المبحث الثاني: تطبيق الانحدار اللّوجستي على بيانات سوق دمشق للأوراق المالية:

في هذه المرحلة سنطبق نموذجي الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي والبيزي على بيانات سوق دمشق للأوراق المالية، التنبؤ بوساطة النموذجين بأداء الاسهم في السوق، ومقارنة النموذجين، ودقة التنبؤ لكليهما، فيحصل على البيانات من موقع الإلكتروني لسوق دمشق للأوراق المالية، وحساب النسب المالية وأُوضح ذلك في الجانب النظري من هذه الرسالة، بنى الباحث تطبيق ويب باستخدام لغة R وذلك بغرض بناء النموذج، وإجراء المقارنة، واستكشاف البيانات سريع، إذ بنى الباحث نماذج عدة مختلفة للوصول للنموذج الأنسب الذي حقق أعلى نسبة دقة، وأقل قيمة في لوغاريتم دالة الخسارة، وكانت الإحصاءات الوصفية للنسب المالية كما في الجدول (5)

اسم المتغير	رمز المتغير	1stQu.	3rdQu.	Max.	Mean	Median	Min.
العائد على الأصول.	X1_ROA	0.00	0.00	0.16	0.00	0.00	-0.13
العائد على حقوق الملكية	X2_ROE	-0.02	0.02	0.20	-0.01	0.01	-0.56
العائد على السهم.	X3_EPS	-0.01	0.26	8.67	0.25	0.06	-0.26
حقوق الملكية إلى الأصول الكلية.	X4_Eqratio	0.13	0.45	0.93	0.34	0.27	0.01
سعر السهم على ربح السهمالسهم	X5_PE	-10.63	169.98	5487.50	186.10	53.61	-2436.36
القيمة السوقية للسهم على القيمة الدفترية للسهم.	X6_MV/BV	0.95	2.16	43.12	2.35	1.45	0.32
معدّل دوران السهم	X7_Stockturnover	0.00	0.01	0.08	0.01	0.00	0.00
سعر السهم السوقي.	X8_BV	200.10	473.99	638.93	329.00	317.23	5.68

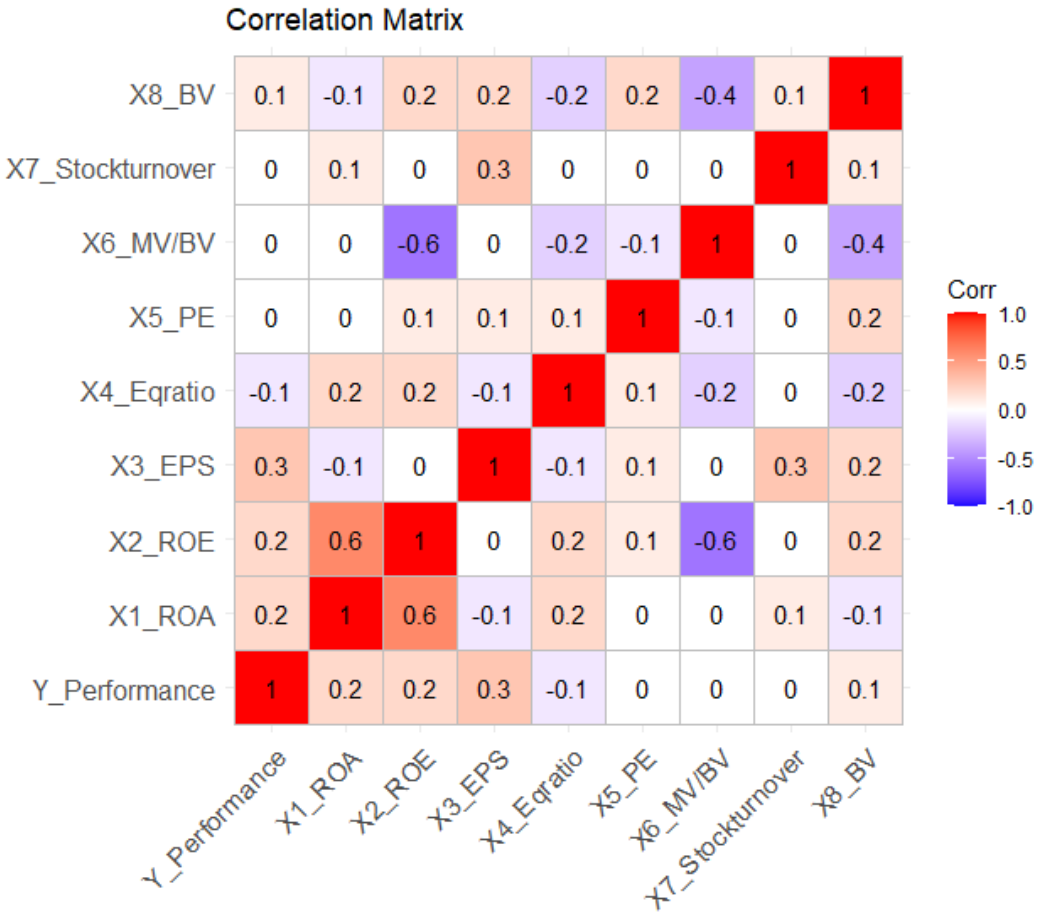
جدول 5 وصف البيانات من إعداد الباحث بالاعتماد على الإفصاحات المالية للشركات المدرجة في سوق دمشق للأوراق المالية



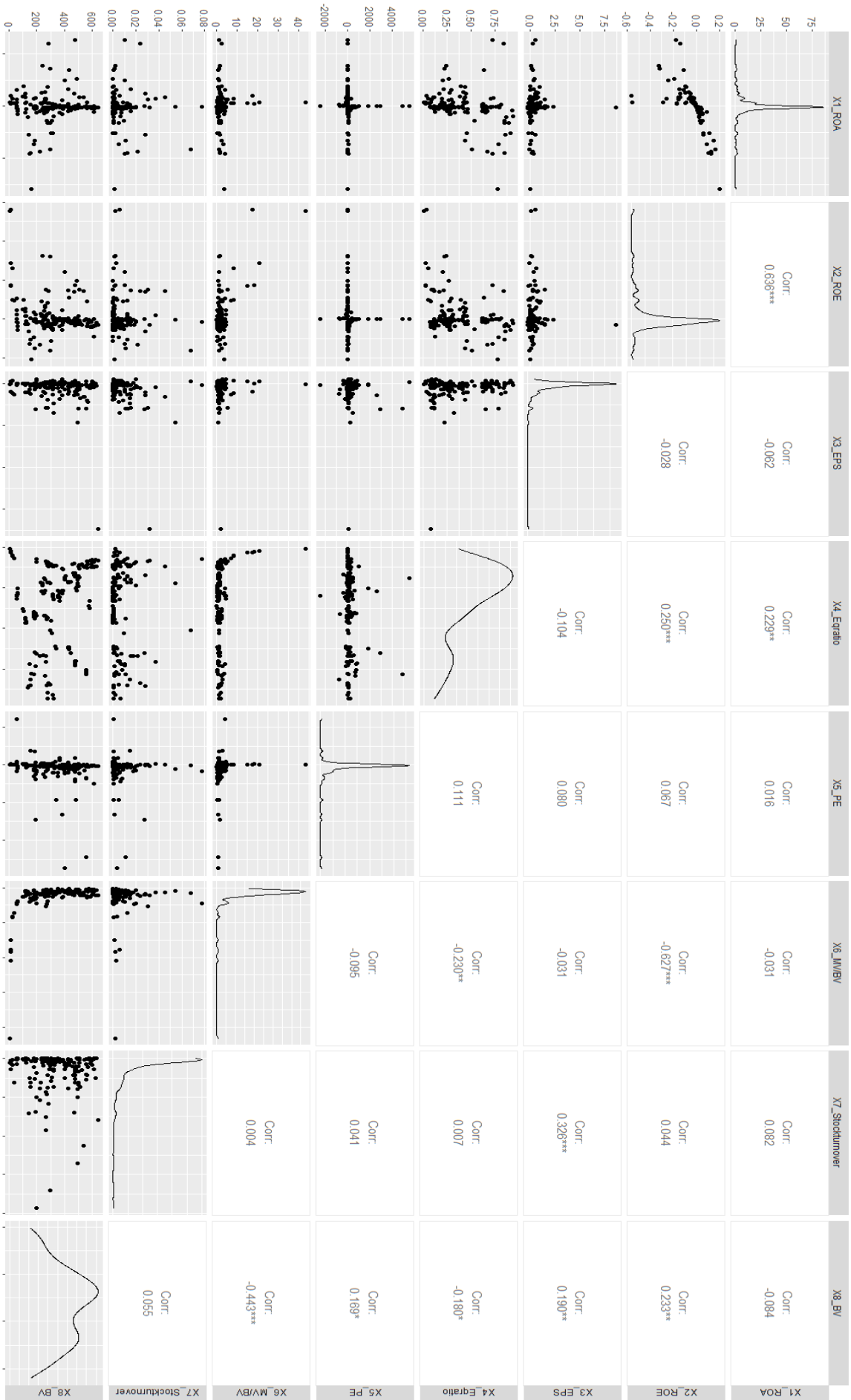
الشكل 5 التوزيع التكراري لمتغيرات الدراسة (المصدر: من إعداد الباحث)

– وصف البيانات: يلحظ من الجدول(5) والرسم البياني (5) أدناه الذي يوضح التوزيع التكراري للبيانات أن النسب المالية قيمها جميعها متمركزة قرب الوسط الحسابي ماعدا متغير سعر السهم السوقي (X8_VB) ومتغير نسبة حقق الملكية إلى الأصول الكلية (x4_Eqration) لم تتمركز القيم حول المتوسط.

ويلحظ من الجدول (6) أنه هناك ارتباطًا عكسيا متوسطًا بين المتغيرين نسبة العائد على حقوق الملكية (X2_ROE)، ونسبة القيمة السوقة للسهم على القيم الدفترية (X6_MV/BV)، وذلك يمكن تفسيره أنه تحسب القيمة الدفترية بوساطة قسمة حقوق الملكية على عدد الأسهم، ويجب أخذه بالحسبان في أثناء بناء النموذج، وبالنظر إلى شكل الانتشار للمتغيرين السابقين في الشكل (6)، يلحظ أنه لا تظهر علاقة سببية بشكل واضح أيضا لذلك من المبكر الحكم على استبعاد أحد المتغيرين وإنما بعد النظر في نموذج الانحدار اللّوجستي إن استدعت الحاجة إلى ذلك.



الشكل6 مصفوفة الارتباط الخطي للمتغيرات (المصدر من إعداد الباحث باستخدام لغة R)



الشكل7 شكل الإنتشار ومعامل الارتباط لمتغيرات الدراسة (المصدر من إعداد الباحث)

1 – بناء النموذج لتحديد العوامل المؤثّرة في أداء الأسهم:

أ – تحديد العوامل المؤثّرة في أداء الأسهم مع إجراء المقارنات الملائمة وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم ومعدّل عائد السوق (Y_Performance) فقط:

لتحديد العوامل المؤثّرة في أداء السهم بنى الباحث نموذج الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي وفق بيانات السوق للمدة الممتدة من 2017 إلى 2020، واستخدم مفهوم الكفاءة (معدّل عائد السهم ومعدّل عائد السوق **Y_Performance**) واستخدمت بيانات 2021، للتنبؤ بأداء الأسهم والمقارنة بين النّموذجين من حيث المؤشّرات السابق ذكرها فكانت مخرجات النموذج اللّوجستيّ الكلاسيكي كما في الجدول (6).

Y_Performance	**Estimate**	**Std. Error**	**z value**	**Pr(>|z|)**
(Intercept)	**-1.43**	**0.438**	**-3.265**	**0.001**
X1_ROA	**-9.05**	**4.574**	**-1.978**	**0.048**
X2_ROE	**3.722**	**2.065**	**1.803**	**0.071**
X3_EPS	**5.284**	**0.732**	**7.22**	**0.00E+00**
X4_Eqratio	0.001	0.672	0.001	0.999
X5_PE	0	0	-0.596	0.551
`X6_MV/BV`	0.085	0.054	1.578	0.115
X7_Stockturnover	5.142	7.113	0.723	0.47
X8_BV	0	0.001	0.609	0.542
goldreturn	**14.862**	**3.188**	**4.662**	**0.00E+00**
USDeturn	**-2.707**	**0.994**	**-2.722**	**0.006**

جدول 6 نتائج الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي على بيانات سوق دمشق للأوراق المالية وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم ومعدّل عائد السوق (المصدر: من إعداد الباحث)

ويلحظ أن المعلمات المعنوية عند مستوى معنوية 0.10 هي (**X3_EPS**) العائد على السهم، والعائد على الذّهب (**goldreturn**) والعائد على الدولار (**USDeturn**) ، والعائد على الأصول (**X1_ROA**)، والعائد على حقوق الملكية (**X2_ROE**).

وكانت نتائج الانحدار اللّوجستي البيزي على الشكل الآتية:

	mean	mcse	sd	10%	50%	90%	n_eff	Rhat
(Intercept)	-1.487	0.008	0.445	-2.076	-1.477	-0.932	3180	1.001
X1_ROA	-9.648	0.092	4.55	-15.49	-9.48	-3.808	2443	1
X2_ROE	3.88	0.045	2.087	1.261	3.839	6.611	2114	1.001
X3_EPS	5.372	0.011	0.725	4.484	5.348	6.309	4302	1
X4_Eqratio	0.019	0.011	0.672	-0.846	0.014	0.862	4085	1
X5_PE	0	0.00E+00	0	-0.001	0	0	5726	0.999
`X6_MV/BV`	0.095	0.001	0.059	0.022	0.093	0.17	2496	1.002
X7_Stockturnover	5.11	0.116	7.874	-4.706	5.237	14.771	4595	1
X8_BV	0	0.00E+00	0.001	0	0	0.001	4366	1
goldreturn	15.35	0.045	3.195	11.26	15.315	19.456	5127	1
USDeturn	-2.837	0.018	1.015	-4.158	-2.805	-1.556	3203	1
mean_PPD	0.408	0	0.027	0.375	0.408	0.443	5789	1
log-posterior	-175.063	0.063	2.434	-178.437	-174.675	-172.202	1486	1.003

جدول 7 جدول يظهر نتائج الانحدار اللّوجستي البيزي المالية وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدل عائد السهم، ومعدل عائد السوق (المصدر: من إعداد الباحث)

قبل الحديث عن معنوية المعلمات يجب الإشارة أنه تحدد المتغيرات المعنوية في النماذج البيزية باستخدام مفهوم المجالات الموثوقة (**credible intervals**)[59]، وذلك بحسب الجدول الآتي:

parameters	5%	95%
(Intercept)	-2.22	-0.753
X1_ROA	-17.457	-2.467
X2_ROE	0.592	7.403
X3_EPS	4.215	6.556
X4_Eqratio	**-1.09**	**1.109**
X5_PE	**-0.001**	**0**
`X6_MV/BV`	0.001	0.196
X7_Stockturnover	**-7.882**	**17.702**
X8_BV	**-0.001**	**0.001**
goldreturn	10.347	20.575
USDeturn	-4.546	-1.218

جدول 8 جدول مجالات الموثوقية للنموذج البيزي وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدل عائد السهم، ومعدل عائد السوق (المصدر: من إعداد الباحث)

[59] Albert, 2021, Bayesian Computation with R, 2021, pp. 65, 75

ومن هذا المفهوم فالمتغيرات المعنوية والمؤثّرة في أداء السهم في النّموذج البيزي المقترح هي نسبة حقوق الملكية إلى الأصول الكلية (**X4_Eqratio**)، ونسبة سعر السهم على ربح السهم (**X4_Eqratio**)، ومعدّل دوران السهم (**X7_Stockturnover**)، وسعر السهم السوقي (**X8_BV**)، فنلحظ اختلاف كلا النّموذجين في تحديد المتغيرات المؤثرة في أداء السهم.

تحديد جودة النّموذجين:

تحديد جودة النّموذج وفق ثلاثة مؤشّرات (لوغاريتم دالة الخسارة، والدقة، والتحقق المتقاطع)

لوغاريتم دالة الخسارة النموذج اللّوجستي البيزي	لوغاريتم دالة الخسارة النموذج اللّوجستي الكلاسيكي
0.4276889	0.4275827
الدقة في النموذج اللّوجستي البيزي	الدقة في النموذج اللّوجستي الكلاسيكي
%60.8	%60.8

جدول 9جدول يظهر الدقة ولوغاريتم دالة الخسارة للنموذجين وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدل عائد السهم، ومعدل عائد السوق (المصدر من إعداد الباحث)

من الجدول السابق (9) لم يظهر هناك أي فرق واضح بين النّموذجين، ولكن بحسب التحقق المتقاطع في الجدول الآتي:

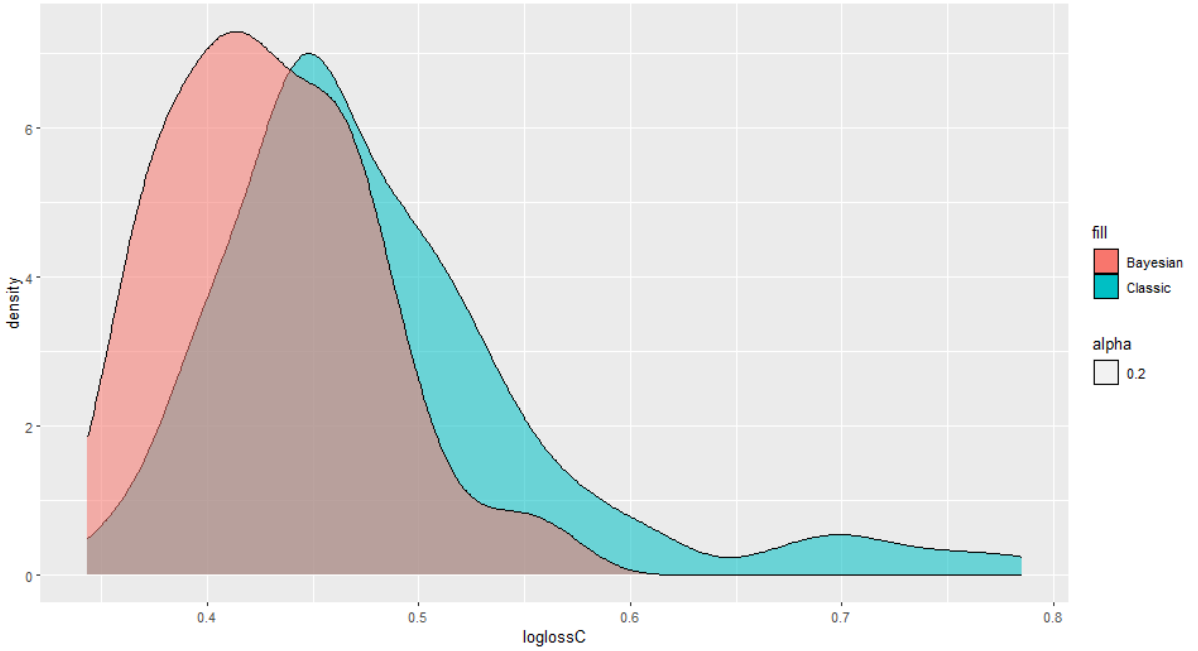
النّموذج	المؤشّر	Min.	1stQu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
نموذج الانحدار اللّوجستي البيزي	الدقة	0.6867	0.7711	0.8072	0.7998	0.8313	0.8675
	لوغاريتم دالة الخسارة	0.3433	0.3959	0.4278	0.4303	0.4655	0.5705
نموذج الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي	الدقة	0.6867	0.759	0.7831	0.7845	0.8072	0.8675
	لوغاريتم دالة الخسارة	0.3524	0.4364	0.4622	0.4824	0.5141	0.785

T test للفروق	**الدقة**	t	-2.7819	p-value	0.005927		
	لوغاريتم دالة الخسارة	t	5.4977	p-value	000000.14		

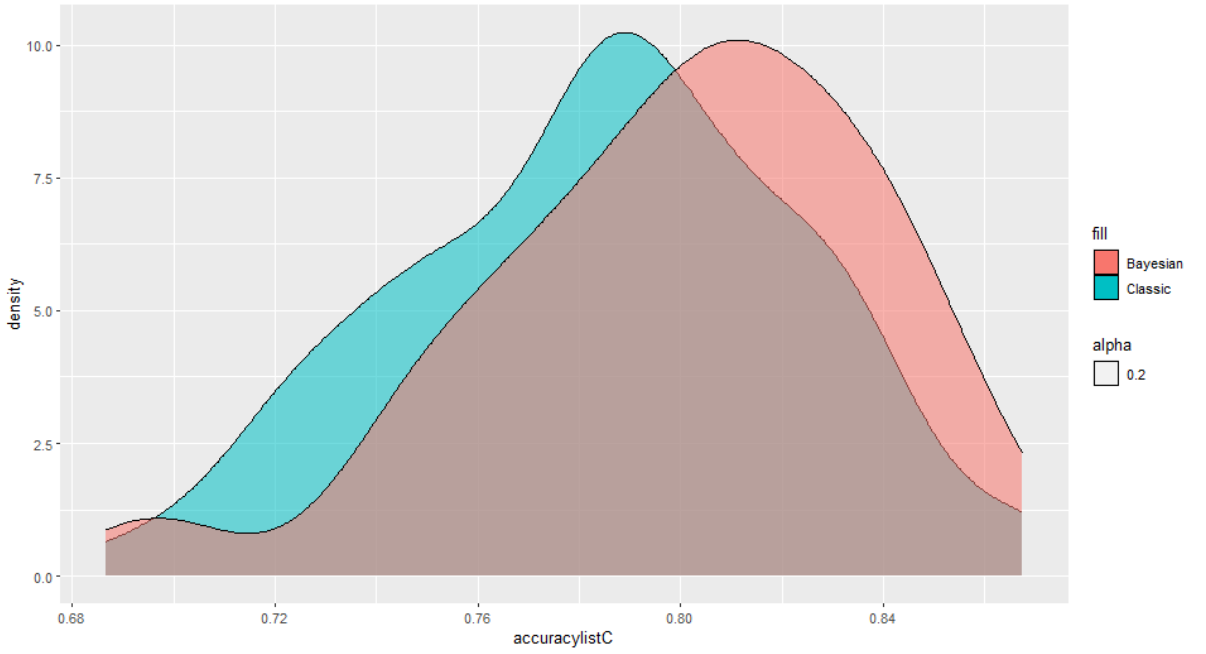
جدول 10جدول يوضح نتائج التحقق المتقاطع لـ 100مرة للنموذجين وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدل عائد السهم ومعدل عائد السوق (المصدر من إعداد الباحث)

من الجدول (10) نلحظ أن النموذج البيزي أعطى قيما مختلفة، وذات فرق معنوي إحصائيا وفق اختبار T للفروق وذلك عن النموذج الكلاسيكي في كلا المؤشّرين الدقة، ولوغاريتم دالة الخسارة، ففي الدقة كانت تقريباً 80% في النموذج البيزي مقابل تقريباً 78% في النموذج الكلاسيكي هنا يمكن القول النموذج البيزي أكثر كفاءة.

ويظهر ذلك واضح في الرسوم البيانية الآتية:



الشكل 8 التوزيع الاحتمالي للوغاريتم دالة الخسارة لكلا النموذجين وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدل عائد السهم ومعدل عائد السوق (المصدر من إعداد الباحث)



الشكل 9 التوزيع الاحتمالي للدقة لكلا النموذجين وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم معدّل عائد السوق (المصدر من إعداد الباحث)

نتيجة: أختلف كل من النّموذجين في تحديد العوامل المؤثّرة في أداء الأسهم وفق مفهوم الكفاءة المبني على معدّل عائد السوق فقط، فالنموذج الكلاسيكي حدد العائد على السهم (**X3_EPS**)، والعائد على الذّهب (**goldreturn**) والعائد على الدولار (**USDreturn**)، والعائد على الأصول (**X1_ROA**)، والعائد على حقوق الملكية (**X2_ROE**)، بوصفها متغيرات رئيسة يجب مراعاتها، والنظر فيها قبل الاستثمار في سهم ما في سوق دمشق للأوراق المالية، في حين أن نموذج اللّوجستي البيزي المقترح حدد متغيرات مؤثرة أخرى في أداء الأسهم، هي نسبة حقوق الملكية إلى الأصول الكلية (**Eqratio_4**) ، ونسبة سعر السهم على ربح السهم (**X4_Eqratio**)، ومعدّل دوران السهم (**X7_Stockturnover**)، وسعر السهم السوقي (**X8_BV**)، مع عدم وجود اختلاف واضح في الدقة أو لوغاريتم دالة الخسارة، في حين أن اختبار T للفروق؛ لنتائج التحقق المتقاطع للدقة ولوغاريتم الخسارة أظهر كفاءة بسيطة للنموذج البيزي من حيث الدقة، ولوغاريتم دالة الخسارة.

ب – تحديد العوامل المؤثّرة في أداء الأسهم مع إجراء المقارنات الملائمة وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم، ومعدّل عائد السوق، والدولار والذّهب (Y_PerformanceAND):

في هذه المرحلة اقترح الباحث مفهوما جديدا لكفاءة السهم بعد متابعة لسلوك المستثمرين في السوق وذلك لتحديد العوامل المؤثّرة في أداء السهم، فبنى الباحث نموذج الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي وفق بيانات السوق للمدة الممتدة من 2017 إلى 2020، واستخدم مفهوم الكفاءة المقترح (معدّل عائد السهم أكبر من معدّل عائد السوق، والدولار، والذّهب (Y_ PerformanceAND) واستخدمت بيانات 2021، للتنبؤ بأداء الأسهم والمقارنة بين النّموذجين من حيث المؤشّرات السابق ذكرها فكانت المخرجات النّموذج اللّوجستي الكلاسيكي كما في جدول (11).

Y_PerformanceAND	Estimate	Std. Error	z value	Pr(>|z|)
(Intercept)	1.406	1.121	1.254	0.21
X1_ROA	5.634	8.765	0.643	0.52
X2_ROE	-13.893	5.727	-2.426	0.015
X3_EPS	101.91	19.237	5.298	0
X4_Eqratio	0.636	1.488	0.427	0.669
X5_PE	0.001	0.001	1.854	0.064
`X6_MV/BV`	0.395	0.197	2.002	0.045
X7_Stockturnover	52.252	26.102	2.002	0.045
X8_BV	0.003	0.002	1.901	0.057
goldreturn	-36.471	9.135	-3.993	0
USDeturn	-6.214	2.438	-2.549	0.011

جدول 11 نتائج الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي على بيانات سوق دمشق للأوراق المالية وفق مفهوم كفاءة السهم المقترح بالاعتماد على معدّل عائد السهم، ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث)

ويلحظ منه أن المعلمات المعنوية عند مستوى معنوية 0.10 هي العائد على حقوق الملكية ((X2_ROE) X3_EPS)) والعائد على السهم، والعائد على الذّهب (goldreturn)، والعائد على الدولار (USDeturn)، ونسبة سعر السهم على ربح السهم (X5_PE)، ونسبة القيمة السوقية للسهم على القيمة الدفترية للسهم (`X6_MV/BV`)، ومعدّل دوران السهم (X7_Stockturnover)، وسعر السهم السوقي (X8_BV)، وكانت نتائج الانحدار اللّوجستي البيزي الآتي:

	mean	mcse	sd	10%	50%	90%	n_eff	Rhat
(Intercept)	0.594	0.011	0.58	-0.146	0.588	1.337	2582	1.002
X1_ROA	-2.846	0.124	5.783	-10.498	-2.635	4.291	2181	1.001
X2_ROE	-1.925	0.062	2.839	-5.587	-1.937	1.7	2091	1.001
X3_EPS	23.032	0.056	2.458	19.893	22.986	26.247	1952	1
X4_Eqratio	0.646	0.018	0.917	-0.512	0.639	1.826	2705	1.002
X5_PE	0	0	0	-0.001	0	0	3537	1
`X6_MV/BV`	0.075	0.002	0.083	-0.029	0.071	0.182	2662	1.001
X7_Stockturnover	12.949	0.237	14.07	-4.264	12.147	31.506	3521	1.001
X8_BV	0.001	0	0.001	0	0.001	0.002	3306	1
goldreturn	-10.522	0.059	3.653	-15.248	-10.515	-5.915	3781	1.001
USDeturn	-2.86	0.018	1.123	-4.3	-2.856	-1.436	3818	0.999
mean_PPD	0.626	0	0.022	0.598	0.625	0.655	3831	1
log-posterior	-101.476	0.063	2.434	-104.806	-101.122	-98.634	1505	1

جدول 12 جدول يظهر نتائج الانحدار اللّوجستي المالية وفق مفهوم كفاءة السهم المقترح بالاعتماد على معدل عائد السهم، ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث)

كما في المرحلة السابقة سيستخدم مفهوم المجالات الموثوقة (**credible intervals**)[60]؛ لتحديد العوامل المعنوية وذلك بحسب الجدول الآتي:

parameters	5%	95%
(Intercept)	**-0.372**	**1.54**
X1_ROA	**-12.676**	**6.421**
X2_ROE	**-6.593**	**2.805**
X3_EPS	19.073	27.28
X4_Eqratio	**-0.831**	**2.195**
	-0.001	**0**
`X6_MV/BV`	**-0.053**	**0.219**
X7_Stockturnover	**-7.963**	**38.148**
X8_BV	0	0.002
goldreturn	**-16.598**	**-4.633**
USDeturn	**-4.734**	**-1.039**

جدول 13 جدول مجالات الموثوقية للنموذج البيزي وفق مفهوم كفاءة السهم المقترح بالاعتماد على معدل عائد السهم، ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث)

ومن هذا المفهوم فالمتغيرات المعنوية والمؤثّرة في أداء السهم في النموذج البيزي المقترح هي نسبة حقوق الملكية إلى الأصول الكلية (**X4_Eqratio**)، ونسبة سعر السهم على ربح السهم (X5_PE)، ومعدل دوران السهم

[60] مرجع سابق صفحة 65 -75

(**X7_Stockturnover**)، والعائد على الأصول (**X1_ROA**)، وعائد السهم على حقوق الملكية (**X2_ROE**)، ونسبة حقوق الملكية إلى الأصول الكلية (**X4_Eqratio**)، والعائد على الذهب (**goldreturn**) والعائد على الدولار (**USDeturn**)، ونسبة القيمة السوقية للسهم على القيمة الدفترية للسهم (**`X6_MV/BV`**)، و**سعر السهم السوقي** (**X8_BV**).

تحديد جودة النّموذجين:

ستحدد جودة النّموذج وفق ثلاثة مؤشّرات (لوغاريتم دالة الخسارة، والدقة، والتحقق المتقاطع)

لوغاريتم دالة الخسارة النموذج اللّوجستي البيزي	لوغاريتم دالة الخسارة النموذج اللّوجستي الكلاسيكي
0.1795454	0.1033548
الدقة في النموذج اللّوجستي البيزي	الدقة في النموذج اللّوجستي الكلاسيكي
%91.3	%86.9

جدول 14جدول يظهر الدقة، ولوغاريتم دالة الخسارة للنموذجين وفق مفهوم كفاءة السهم المقترح بالاعتماد على معدل عائد السهم، ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث)

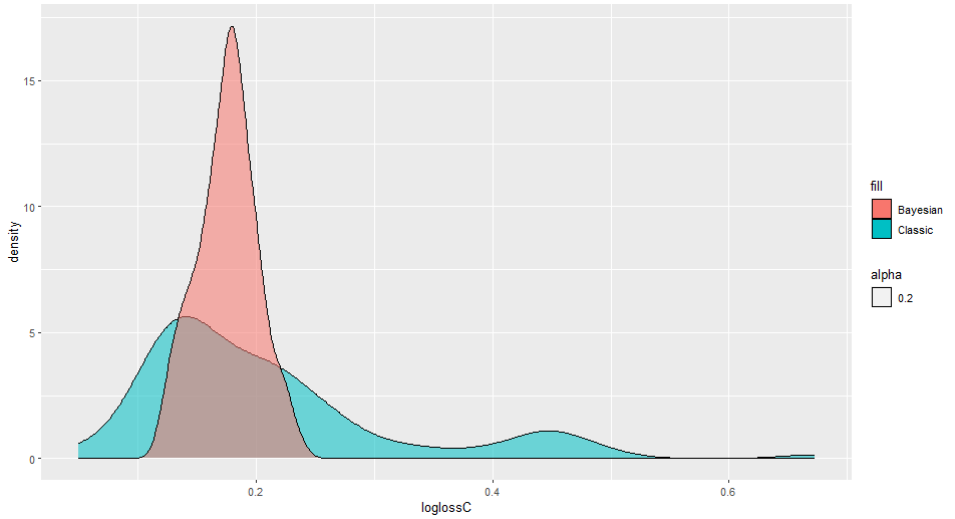
من الجدول السابق يظهر أن النّموذج اللّوجستي البيزي كانت الدقة أعلى منها من النموذج اللّوجستي الكلاسيكي، ولكن كانت قيمة لوغاريتم دالة الخسارة أكبر في النموذج البيزي مقارنة بالنموذج الكلاسيكي ومن حساب التحقق المتقاطع كما في الجدول الآتي:

النّموذج	المؤشّر	Min.	1stQu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
نموذج الانحدار اللّوجستي البيزي	الدقة	0.8675	0.9157	0.9277	0.926	0.9398	0.9639
	لوغاريتم دالة الخسارة	0.1229	0.1587	0.1777	0.1753	0.1898	0.2353
	الدقة	0.8313	0.9157	0.9277	0.93	0.9518	0.988

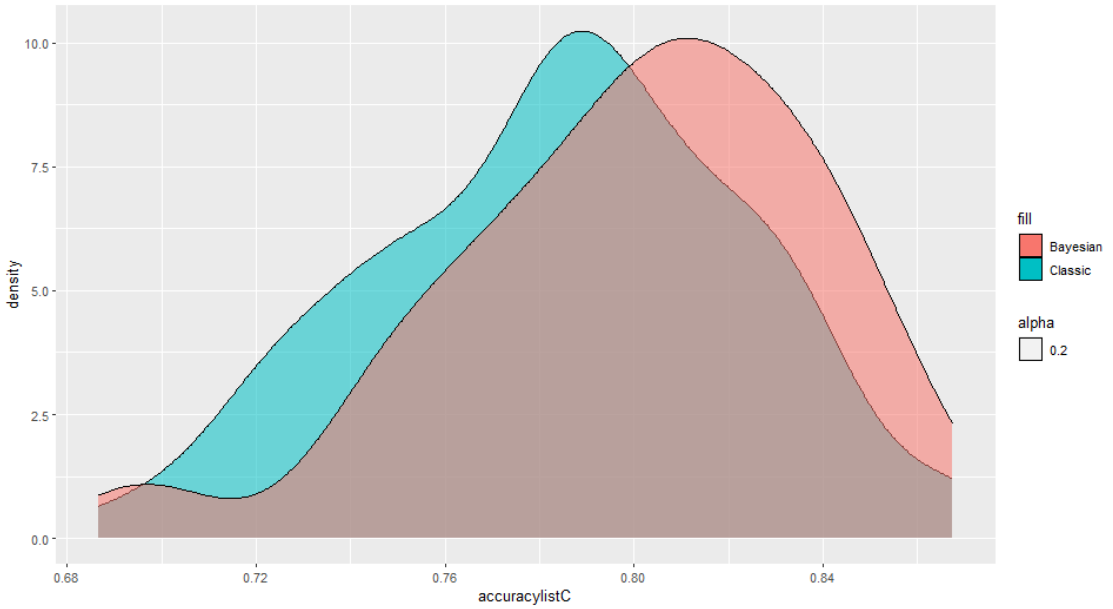
نموذج الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي ○	لوغاريتم دالة الخسارة	0.04943	0.13412	0.18352	0.20987	0.23656	0.6727
T test للفروق	الدقة	t	1.1097	p-value	0.2685		
	لوغاريتم دالة الخسارة	t	2.9918	p-value	0.003433		

جدول 15جدول يوضح نتائج التحقق المتقاطع لـ 100 مرة للنموذجين وفق مفهوم كفاءة السهم المقترح بالاعتماد على على معدل عائد السهم، ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث)

من الجدول (15) نلحظ أن النموذج البيزي أعطى قيما مختلفة، وذات فرق معنوي إحصائيا وفق اختبار T للفروق، وذلك عن النموذج الكلاسيكي في لوغاريتم دالة الخسارة، إذ كانت لوغاريتم دالة الخسارة في النموذج اللوجستي البيزي 0.17 مقابل 0.21 في النموذج اللوجستي الكلاسيكي، أما الدقة فلم يكن هناك اختلاف ذو دلالة إحصائية في كلا النموذجين، ومنه نستنتج أن النموذج البيزي والعوامل الّتي حددها بوصفها عوامل معنوية أعطت النموذج كفاءة أعلى مقارنة بالنموذج اللوجستي الكلاسيكي، ويظهر ذلك واضحا في الرسوم البيانية



الشكل 10التوزيع التكراري للوغاريتم دالة الخسارة لكلا النموذجين وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم، ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر من إعداد الباحث)



الشكل 11التوزيع التكراري للدقة لكلا النموذجين وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم، ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر من إعداد الباحث)

2 – بناء النماذج للتنبؤ بأداء الأسهم للمدة القادمة:

أ- التنبؤ بأداء الأسهم مع إجراء المقارنات الملائمة وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم وعائد السوق (Y_Performance) فقط:

في هذه المرحلة بنى الباحث نموذجًا يتنبأ بالقيم في المدة القادمة t+1 بناءً على بيانات المدة الحالية t وذلك بعد أن أجرى إرجاعًا في بيانات الأداء في المدة t+1، وجعلها موازية لبيانات المدة الحالية t، وذلك وفق مفهوم كفاءة السّهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم، ومعدّل عائد السّوق (Y_Performance)، واستخدمت بيانات 2021؛ للتنبؤ بأداء الأسهم، والمقارنة بين النّموذجين من حيث المؤشّرات السابق ذكرها فكانت مخرجات النموذج اللوجستي الكلاسيكيّ كما في الجدول (61).

Y_Performance	**Estimate**	**Std. Error**	**z value**	**Pr(>|z|)**
(Intercept)	-0.621	0.334	-1.859	0.063
X1_ROA	0.081	3.262	0.025	0.980
X2_ROE	0.219	1.687	0.130	0.897
X3_EPS	0.102	0.179	0.571	0.568
X4_Eqratio	-0.220	0.514	-0.428	0.669
X5_PE	0.000	0.000	0.399	0.690
`X6_MV/BV`	0.025	0.045	0.558	0.577
X7_Stockturnover	15.100	7.727	1.954	0.051
X8_BV	0.000	0.000	0.826	0.409
goldreturn	-6.828	2.327	-2.935	0.003
USDeturn	1.698	0.707	2.400	0.016

جدول 16 النّموذج الإنحدار اللّوجستي الكلاسيكيّ على بيانات سوق دمشق للأوراق الماليّة وفق مفهوم كفاءة السّهم بالاعتماد على معدّل عائد السّهم، ومعدّل عائد السّوق (المصدر: من إعداد الباحث)

ويلحظ منه أن المعلمات المعنوية عند مستوى معنوية 0.10 هي العائد على الذّهب (**goldreturn**) والعائد على الدولار (**USDeturn**) ، معدّل دوران السّهم (**X7_Stockturnover**).

فكانت نتائج جودة هذا النموذج كما في الجدول الآتي:

القيمة	المؤشّر
%82.6	**الدقة**
0.6501417	**لوغاريتم دالة الخسارة**
%61.3	**التحقق المتقاطع – متوسط الدقة**
0.6818	**التحقق المتقاطع – متوسط للوغاريتم دالة الخسارة**

جدول 17 قيم الدقة ولوغاريتم دالة الخسارة والتحقق المتقاطع للنموذج اللّوجستي الكلاسيكيّ (للتنبؤ) وفق مفهوم عائد السّهم بالاعتماد على معدّل عائد السّهم، ومعدّل عائد السّوق (المصدر: من إعداد الباحث)

وكانت نتائج الانحدار اللّوجستي البيزي على الشكل الآتي:

	mean	**mcse**	**sd**	**10%**	**50%**	**90%**	**n_eff**	**Rhat**
(Intercept)	1558.7	5.8	302.9	1175.9	1557.1	1941.4	2757.0	1.0
X1_ROA	-2.1	0.1	3.8	-6.9	-2.1	2.8	1944.0	1.0
X2_ROE	0.9	0.0	1.9	-1.6	0.9	3.3	1913.0	1.0
X3_EPS	0.1	0.0	0.2	-0.1	0.1	0.4	4180.0	1.0
X4_Eqratio	0.0	0.0	0.5	-0.6	0.1	0.7	3050.0	1.0
X5_PE	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	4505.0	1.0
`X6_MV/BV`	0.1	0.0	0.1	0.0	0.1	0.1	2155.0	1.0
X7_Stockturnover	2.6	0.1	4.7	-3.1	2.4	8.8	5314.0	1.0
X8_BV	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	4158.0	1.0
goldreturn	-0.8	0.0	0.2	-1.0	-0.8	-0.6	2756.0	1.0
USDeturn	-8.7	0.0	2.3	-11.7	-8.7	-5.8	4037.0	1.0
mean_PPD	5.3	0.0	1.0	4.0	5.2	6.5	3231.0	1.0
log-posterior	0.4	0.0	0.0	0.4	0.4	0.5	4706.0	1.0

جدول 18 النّموذج الانحدار اللّوجستي البيزي على بيانات سوق دمشق للأوراق الماليّة وفق مفهوم كفاءة السّهم بالاعتماد على معدّل عائد السّهم، ومعدّل عائد السّوق (المصدر: من إعداد الباحث)

المتغيرات المعنوية هي كما في الجدول الآتي:

parameters	5%	95%
(Intercept)	1063.4	2066.2
X1_ROA	**-8.1**	**4.2**
X2_ROE	**-2.2**	**4.0**
X3_EPS	**-0.2**	**0.4**
X4_Eqratio	**-0.8**	**0.9**
X5_PE	0.0	0.0
`X6_MV/BV`	0.0	0.2
X7_Stockturnover	**-4.5**	**10.7**
X8_BV	0.0	0.0
goldreturn	-1.0	-0.5
USDeturn	-12.4	-5.0

جدول 19 جدول مجالات الموثوقية للنموذج البيزي (للتنبؤ) وفق مفهوم كفاءة السهم المقترح بالاعتماد على معدّل عائد السهم ومعدّل عائد السوق (المصدر: من إعداد الباحث)

هي نسبة حقوق الملكية إلى الأصول الكلية (**X4_Eqratio**)، والعائد على الأصول(**X1_ROA**)، والعائد على حقوق الملكية (**X2_ROE**)، ومعدّل دوران السهم (**X7_Stockturnover**)، **ومعدّل العائد على السهم (X4_Eqratio).**

فكانت نتائج جودة هذا النّموذج كما في الجدول الآتي:

القيمة	المؤشّر
%82.6	**الدقة**
0.6502528	**لوغاريتم دالة الخسارة**
%61.8	**التحقق المتقاطع ـ متوسط الدقة**
0.6479	**التحقق المتقاطع ـ متوسط للوغاريتم دالة الخسارة**

جدول 20قيم الدقة ولوغاريتم دالة الخسارة، والتحقق المتقاطع للنموذج اللّوجستي البيزي (للتنبؤ) وفق مفهوم عائد السهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم، ومعدّل عائد السوق (المصدر: من إعداد الباحث)

من المقارنة بين الجدولين نلحظ أنه لا توجد فروق واضحة بين النّموذجين المقترحين للتنبؤ، ولكن من اختبار الفروق في نتائج التحقق المتقاطع في الجدول الآتي نلحظ أن النموذج اللوجستي الكلاسيكي حقق متوسط لوغاريتم

دالة الخسارة بقيمة أعلى، وكان الفرق ذا دلالة معنوية وإن كان الفارق صغير لكنه معنوي، أما في الدقة فلم يكن الفرق ذو دلالة إحصائية، ويدعم ذلك الأشكال البيانية (12-13).

T testللفروق			
لوغاريتم دالة الخسارة	t = 3.5596	df = 122.44	p-value = 0.00053
الدقة	t = -0.87268	df = 197.99	p-value = 0.3839

جدول 21 جدول نتائج اختبار T للمقارنة بين فروق المتوسطات لمؤشّرات الدقة ولوغاريتم دالة الخسارة للنموذج اللّوجستي الكلاسيكيّ (للتنبؤ) وفق مفهوم عائد السّهم على معدّل عائد السّهم ومعدّل عائد السّوق (المصدر: من إعداد الباحث)

وفق لذلك نستنتج أن النّموذج اللّوجستي الكلاسيكي الآتي:

$$L = ln\left(\frac{P_i}{1 - P_i}\right) = -0.621 + 0.081X1_{ROA} + 0.219X2_{\mathrm{ROE}} + 0.102\mathrm{X3}_{\mathrm{EPS}} - 0.220\mathrm{X4}_{\mathrm{Eqratio}} + 0.025\mathrm{X6}_{\mathrm{MVBV}} + 15.1\mathrm{X7}_{\mathrm{Stockturnover}} - 6.828_{\mathrm{goldreturn}} + 1.698_{\mathrm{USDreturn}}$$

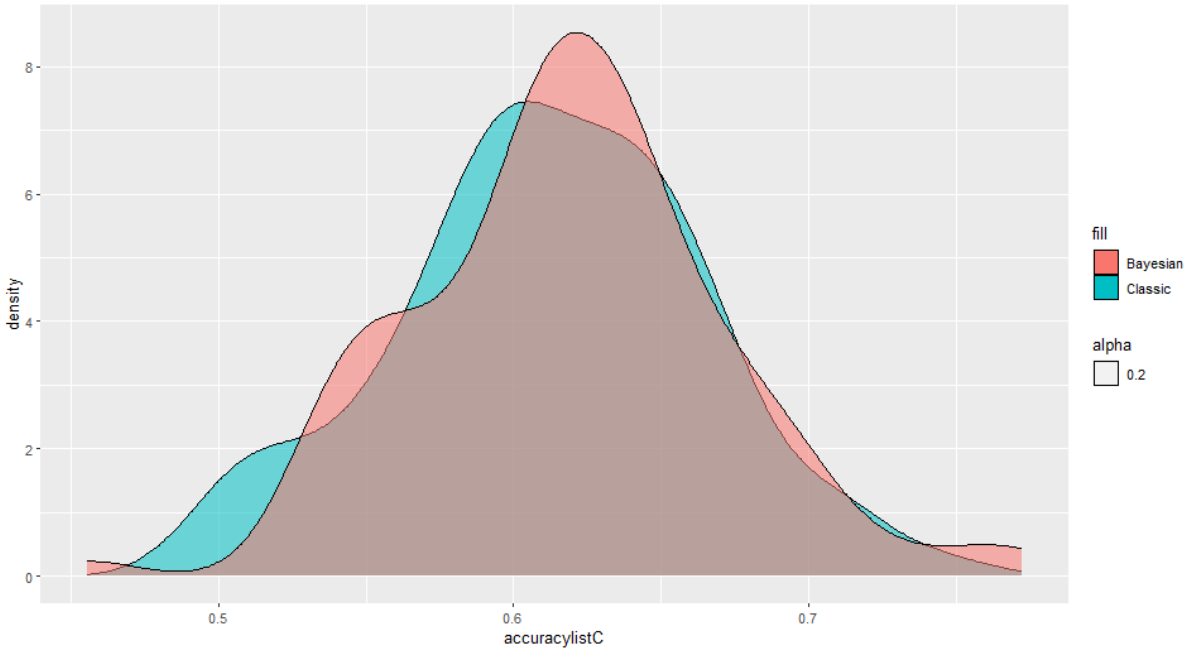
والنّموذج اللّوجستي البيزي الآتي:

$$L = ln\left(\frac{P_i}{1 - P_i}\right) = 1558.7 - 2.1X1_{ROA} + 0.9X2_{\mathrm{ROE}} + 0.1\mathrm{X3}_{\mathrm{EPS}} + 0.1\mathrm{X6}_{\mathrm{MVBV}} + 2.6X7_{Stockturnover} - 0.8_{\mathrm{goldreturn}} - 8.7_{\mathrm{USDreturn}}$$

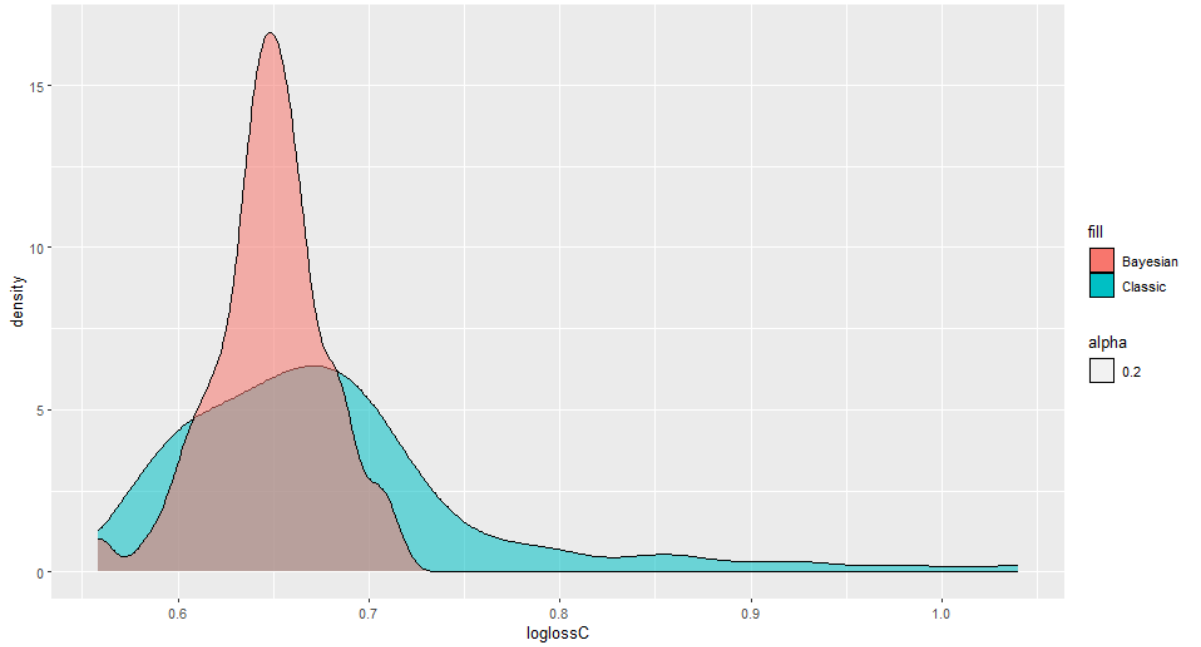
أ – كلا النّموذجين ذو دقة 82% في التنبؤ في الأوقات الحالية، لكن النموذج اللوجستي البيزي المقترح عندما تكون قيمة المتغيرات جميعها صفرا يكون احتمال أن يكون السهم جيدا 1 وهو ما يعد عيبا في تصميم النموذج ولا يعكس الجانب النظري لمفهوم أداء السهم وإن أظهر دقة عالية في التنبؤ.

ب – نتائج التحقق المتقاطع أظهرت انخفاضا في دقة النماذج المقترحة وهذا يعطينا نتيجة أن كلا النّموذجين على المدى البعيد قد تنخفض قدرتهما على التنبؤ، وتحتاج بذلك إلى إعادة بنائهم وفق التحديثات المستمرة في بيانات الشّركات المدرجة في سوق دمشق للأوراق المالية.

جـ – في النموذج اللوجستي الكلاسيكي كان معدل دوران السهم، ومعدل العائد على الدولار، ومعدل العائد على الذهب من المتغيرات المعنوية التي تؤثر في أداء السهم في المدة القادمة، وهي متوافقة مع النظرية المالية، في حين كان المتغيرات المؤثرة أكثر في النموذج البيزي وهي نسبة حقوق الملكية إلى الأصول الكلية، والعائد على الأصول، والعائد على حقوق الملكية، ومعدّل دوران السهم، ومعدّل العائد على السهم.



الشكل 12 التوزيع التكراري للدقة لكلا النموذجين وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم، ومعدّل عائد السوق (المصدر من إعداد الباحث)



الشكل 13 التوزيع التكراري للوغاريتم دالة الخسارة لكلا النموذجين وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم، ومعدّل عائد السوق (المصدر من إعداد الباحث)

ب – التنبؤ بأداء الأسهم مع إجراء المقارنات الملائمة وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (Y_PerformanceAND):

وبنى الباحث نموذجا للتنبؤ بأداء الأسهم في المدة المستقبلية وذلك وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم، ومعدل عائد السوق، والدولار، والذهب (Y_PerformanceAND)، واستخدمت بيانات 2021 للتنبؤ بأداء الأسهم والمقارنة بين النّموذجين من حيث المؤشّرات السابق ذكرها فكانت المخرجات النموذج اللوجستي الكلاسيكي كما في الجدول (22).

Y_Performance	**Estimate**	**Std. Error**	**z value**	**Pr(>|z|)**
(Intercept)	-0.075	0.353	-0.212	0.832
X1_ROA	-1.558	3.479	-0.448	0.654
X2_ROE	1.811	1.762	1.028	0.304
X3_EPS	-0.361	0.208	-1.742	0.082
X4_Eqratio	0.979	**0.554**	**1.769**	**0.077**
X5_PE	0.000	0.000	0.988	0.323
`X6_MV/BV`	0.044	0.047	0.938	0.348
X7_Stockturnover	6.377	6.493	0.982	0.326
X8_BV	0.001	**0.001**	**2.690**	**0.007**

goldreturn	-4.394	**2.406**	**-1.826**	**0.068**
USDeturn	-1.457	**0.736**	**-1.980**	**0.048**

جدول 22 نتائج الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي (للتنبؤ) على بيانات سوق دمشق للأوراق المالية وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدل عائد السهم، ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث)

ويلحظ منه أن المعلمات المعنوية عند مستوى معنوية 0.10 هي العائد على الذّهب (**goldreturn**) والعائد على الدولار (**USDeturn**) ، معدّل دوران السهم (**X7_Stockturnover**)، وسعر السهم السوقي (**X8_BV**).

وكانت نتائج جودة هذا النموذج كما في الجدول الآتي:

المؤشّر	**القيمة**
الدقة	%95.6
لوغاريتم دالة الخسارة	0.6230799
التحقق المتقاطع – متوسط الدقة	%66.1
التحقق المتقاطع – متوسط للوغاريتم دالة الخسارة	0.6442

جدول 23 قيم الدقة ولوغاريتم دالة الخسارة والتحقق المتقاطع للنموذج اللّوجستي الكلاسيكي (للتنبؤ) وفق مفهوم عائد السهم بالاعتماد على معدل عائد السهم، ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث)

وكانت نتائج الانحدار اللّوجستي البيزي على الشكل الآتي:

	mean	**mcse**	**sd**	**10%**	**50%**	**90%**	**n_eff**	**Rhat**
(Intercept)	-0.12	0.01	0.37	-0.59	-0.12	0.35	3646.00	1.00
X1_ROA	-1.42	0.08	3.64	-6.08	-1.48	3.16	2290.00	1.00
X2_ROE	1.85	0.04	1.81	-0.45	1.83	4.22	2166.00	1.00
X3_EPS	-0.40	0.00	0.21	-0.68	-0.39	-0.14	4712.00	1.00
X4_Eqratio	1.04	0.01	0.56	0.32	1.03	1.76	3694.00	1.00
X5_PE	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	4634.00	1.00
`X6_MV/BV`	0.05	0.00	0.05	-0.01	0.05	0.12	2811.00	1.00
X7_Stockturnover	8.16	0.12	7.56	-1.28	7.80	17.74	4279.00	1.00
X8_BV	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	4374.00	1.00
goldreturn	-4.54	0.03	2.54	-7.76	-4.57	-1.29	5497.00	1.00
USDeturn	-1.49	0.01	0.77	-2.48	-1.47	-0.52	4450.00	1.00

mean_PPD	0.65	0.00	0.03	0.60	0.65	0.69	5163.00	1.00
log-posterior	-246.21	0.06	2.47	-249.47	-245.87	-243.31	1558.00	1.00

جدول 24 نتائج الانحدار اللّوجستي الكلاسيكي (للتنبؤ) على بيانات سوق دمشق للأوراق المالية وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدل عائد السهم، ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث)

المتغيرات المعنوية هي كما في الجدول الآتي

parameters	**5%**	**95%**
(Intercept)	-0.749	0.485
X1_ROA	**-7.252**	**4.585**
X2_ROE	**-1.121**	**4.872**
X3_EPS	-0.762	-0.082
X4_Eqratio	0.132	1.961
X5_PE	0.000	0.001
`X6_MV/BV`	**-0.032**	**0.139**
X7_Stockturnover	**-3.711**	**21.045**
X8_BV	0.001	0.002
goldreturn	-8.724	-0.348
USDeturn	-2.754	-0.269

جدول 25 جدول مجالات الموثوقية للنموذج البيزي (للتنبؤ) وفق مفهوم كفاءة السهم المقترح بالاعتماد على معدل عائد السهم، ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث)

هي نسبة القيمة السوقة على القيمة الدفترية (**X6_MV/BV`**)، والعائد على الأصول(**X1_ROA**)، والعائد على حقوق الملكية (**X2_ROE**)، ومعدّل دوران السهم (**X7_Stockturnover**)،

كانت نتائج جودة هذا النّموذج كما في الجدول الآتي:

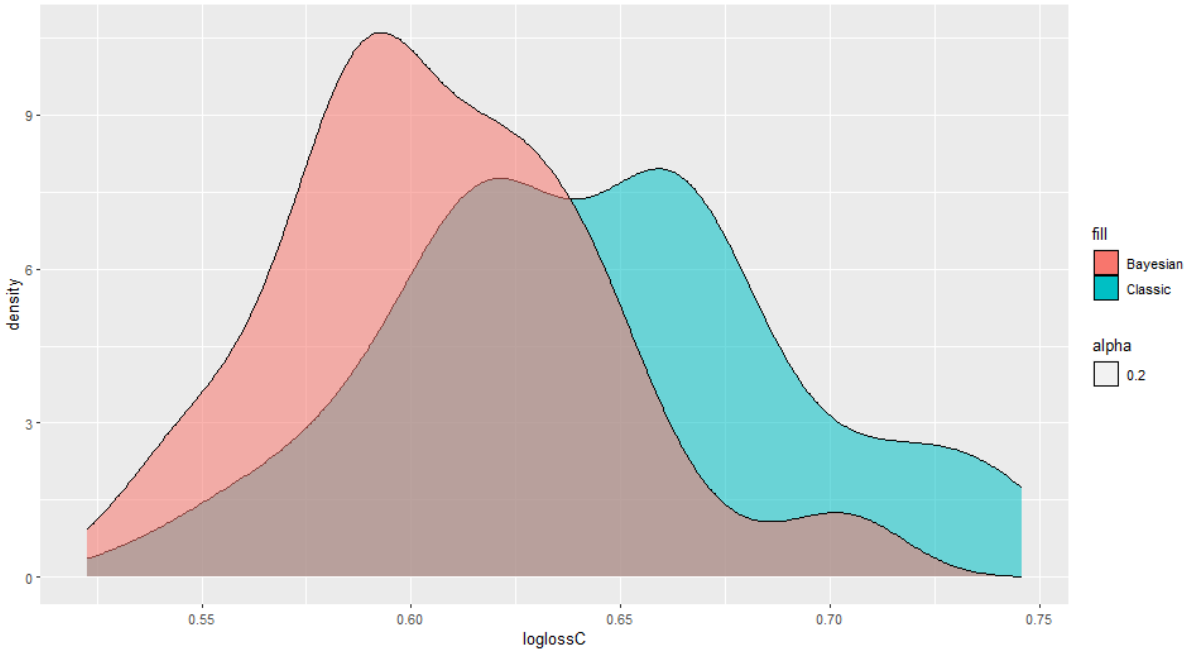
القيمة	**المؤشّر**
%95.6	**الدقة**
0.6232326	**لوغاريتم دالة الخسارة**
%67.7	**التحقق المتقاطع – متوسط الدقة**
0.6479	**التحقق المتقاطع – متوسط للوغاريتم دالة الخسارة**

جدول 26 قيم الدقة ولوغاريتم دالة الخسارة والتحقق المتقاطع للنموذج اللّوجستي البيزي (للتنبؤ) وفق مفهوم عائد السهم بالاعتماد على معدل عائد السهم، ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث)

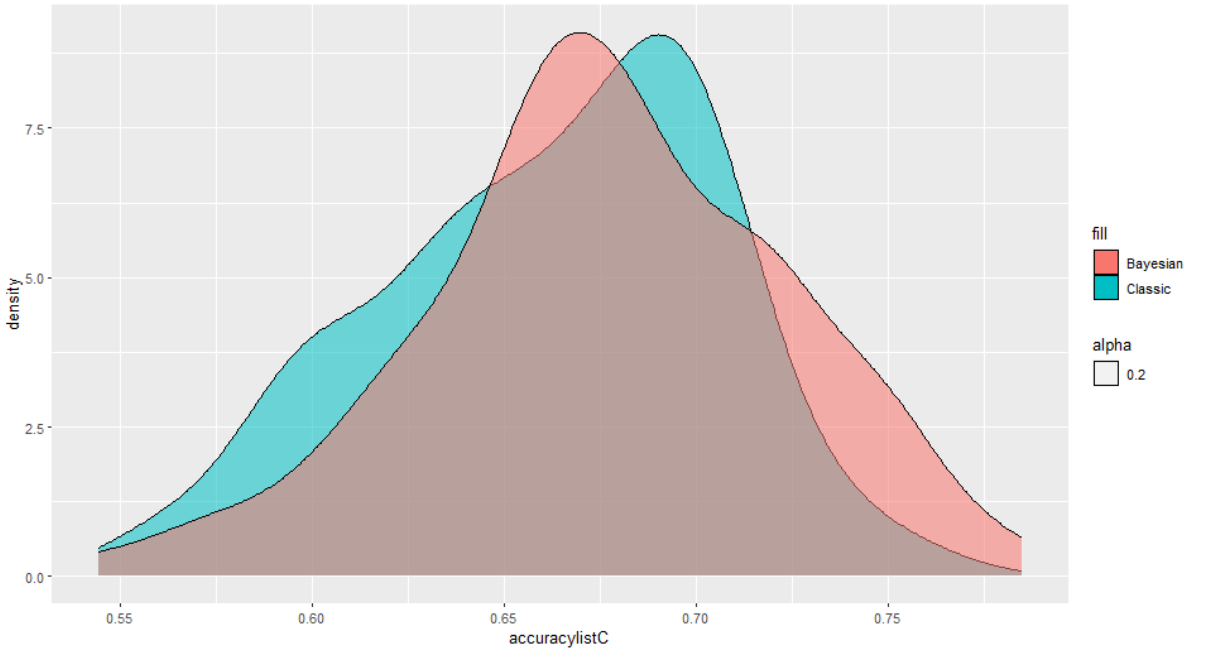
من المقارنة بين الجدولين نلحظ أنه لا توجد فروق واضحة، ولكن من اختبار الفروق في نتائج التحقق المتقاطع في الجدول الآتي (27) نلحظ أن النموذج البيزي حقق متوسط لوغاريتم دالة الخسارة بقيمة أعلى وكان الفرق ذا دلالة معنوية وإن كان الفارق صغيرا لكنه معنوي، أما في الدقة فلم يكن الفرق ذا دلالة إحصائية، ويدعم ذلك الأشكال البيانية الآتية:

T testللفروق			
لوغاريتم دالة الخسارة	t = 6.089	df = 188.97	p-value = 060.000
الدقة	t = 2.3155	df = 197.01	p-value = 0.02161

جدول 27 جدول نتائج أختبار T للمقارنة بين فروق المتوسطات لمؤشرات الدقة، ولوغاريتم دالة الخسارة للنموذج اللّوجستي البيزي (للتنبؤ) وفق مفهوم عائد السهم بالاعتماد على معدل عائد السهم، ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر: من إعداد الباحث)



الشكل 14 التوزيع التكراري للوغاريتم دالة الخسارة لكلا النموذجين وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدل عائد السهم، ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر من إعداد الباحث)



الشكل 15 التوزيع التكراري للدقة لكلا النموذجين وفق مفهوم كفاءة السهم بالاعتماد على معدّل عائد السهم ومعدل عائد السوق، والدولار، والذّهب (المصدر من إعداد الباحث)

وفقًا لذلك نستنتج أن النّموذج اللّوجستي الكلاسيكي الآتي:

$$L = ln\left(\frac{P_i}{P_i - 1}\right) = -0.075 - 1.558X1_{ROA} + 1.811X2_{\text{ROE}} - 0.361\text{X3}_{\text{EPS}} + 0.979\text{X4}_{\text{Eqratio}} + 0.044\text{X6}_{\text{MVBV}} + 6.377X7_{Stockturnover} + 0.001X8_{BV} - 4.394_{goldreturn} - 1.457_{USDeturn}$$

والنّموذج اللّوجستي البيزي الآتي:

$$L = ln\left(\frac{P_i}{P_i - 1}\right) = -0.12 - 1.42X1_{ROA} + 1.85X2_{\text{ROE}} - 0.4\text{X3}_{\text{EPS}} + 1.04\text{X4}_{\text{Eqratio}} + 0.05\text{X6}_{\text{MVBV}} + 8.16X7_{Stockturnover} - 4.54_{goldreturn} - 1.49_{USDeturn}$$

أ – دقة كلا النّموذجين 95% في التنبؤ في الأوقات الحالية؛ لكن النموذج اللوجستي البيزي أظهر دقة أعلى من اللّوجستي الكلاسيكي مع تقارب في قيم المقدرات بين النموذجين.

ب – نتائج التحقق المتقاطع أظهرت انخفاضا في دقة النماذج المقترحة من 95% إلى 67% وهذا يعطينا نتيجة أن كلا النموذجين على المدى البعيد قد تنخفض قدرتهما على التنبؤ، وتحتاج بذلك إلى إعادة بناء وفق التحديثات المستمرة في بيانات الشركات المدرجة في سوق دمشق للأوراق المالية، وكذلك نستنتج إلى أهمية الزمن في تحسين دقة النموذج.

النتائج:

- يلحظ من المحاكاة أن عند حجم عينات صغير أقل من ثلاثين ظهر هناك فرق ذو دلالة إحصائية بين النموذجين اللّوجستي والبيزي، فعند حجم عينة 10 و 15، كان دقة النموذج الكلاسيكي أفضل منها في النموذج البيزي، وعند حجم عينة 10 و15 و30 كان لوغاريتم دالة الخسارة أقل للنموذج الكلاسيكي مقارنة بالنموذج البيزي، وعند حجوم عينات كبيرة 50 و 500 و 1000، لم يكن هناك أي فروقات مهمة ذات دلالة إحصائية بين النموذجين، منه نستنتج أنه عند حجوم عينات الصغير (أقل من 30) كان النموذج الكلاسيكي أكثر كفاءة من حيث قدرة النموذج على التّنبؤ وحيث خطأ التقدير في حين أنه عند حجوم عينات كبير لم يظهر أي فرق بين النموذجين النموذج.
- اختلف كل من النموذجين في تحديد العوامل المؤثّرة في أداء الأسهم وفق مفهوم الكفاءة المبني على معدل عائد السوق فقط، فالنموذج الكلاسيكي حدد العائد على السهم (X3_EPS)، والعائد على الذّهب (goldreturn) والعائد على الدولار (USDreturn)، والعائد على الأصول (X1_ROA)، والعائد على حقوق الملكية (X2_ROE)، بوصفها متغيرات رئيسة يجب مراعاتها، والنظر فيها قبل الاستثمار في سهم ما في سوق دمشق للأوراق المالية، في حين أن النموذج اللّوجستي البيزي المقترح حدد متغيرات مؤثرة أخرى في أداء الأسهم، هي نسبة حقوق الملكية إلى الأصول الكلية (Eqratio_4) ، ونسبة سعر السهم على ربح السهم (X4_Eqratio)، ومعدل دوران السهم (X7_Stockturnover)، وسعر السهم السوقي (X8_BV)، مع عدم وجود اختلاف واضح في الدقة أو لوغاريتم دالة الخسارة، في حين أن اختبار T للفروق لنتائج التحقق المتقاطع للدقة ولوغاريتم الخسارة أظهر كفاءة بسيطة للنموذج البيزي من حيث الدقة ولوغاريتم دالة الخسارة، وهذا ما يعني أن نتائج الانحدار اللّوجستي البيزي في حال حدثت باستمرار ستعطي نتائج أفضل على المدى البعيد والمتوسط.
- استنتج أسلوبا جديدا مقترحا لتحديد أداء السهم بالاعتماد على الجمع بين الجانب البحثي ونمذجة سلوك المستثمر في تحديد خياراته الاستثمارية، فبني بالاعتماد على مقارنة عائد السهم، ومعدل عائد الدولار، وعائد الذّهب، وعائد السوق، فأظهرت النماذج اللّوجستية تقاربا في النتائج سواء الانحدار اللّوجستي البيزي

أو الكلاسيكي، وكليهما أظهرا دقة أعلى في التنبؤ بأداء الأسهم فكانت الدقة 95% على المدة القصيرة في كلا النَموذجين وهي أعلى مقارنةً بالنماذج الّتي اعتمدت مفهوم أداء الأسهم مقارنة بعائد السوق.

- استخدام التحقق المتقاطع انخفضت قدرة جميع النماذج المقترحة على التّنبؤ، مما يعني الحاجة إلى تحديث النماذج باستمرار بناء على البيانات الجديدة لتحافظ على قدرتها في التنبؤ كذلك عدم الاعتماد على النماذج المقترحة للتنبؤ بأوقات متوسطة إلى طويلة الأمد، كما يجب مراعاة عامل الزمن في تأثيره على عملية التنبؤ بأداء الأسهم في الأوقات القادمة.

مقترحات:

- يقترح الباحث أن تقوم الشركات المدرجة في سوق دمشق للأوراق المالية على توفير البيانات والقوائم المالية عند إصدارها بملحق يتضمن قوائم إلكترونية لتسهيل عملية نمذجة البيانات رياضيا على الحاسب، مما يحفز المستثمرين على استخدامها لتعزيز قدرتهم في تحليل السوق بفعالية.
- يقترح الباحث أن تقوم الشركات بالإسراع في إصدار القوائم المالية الربعية والنهائية للشركات والذي بدوره يساهم في تشجيع المستثمرين على تحديد الخيارات الملاءمة في سوق دمشق للأوراق المالية.
- ركز البحث على دراسة نموذج الانحدار اللّوجستي البيزي والكلاسيكي للتنبؤ بأداء الأسهم وتوصل لنماذج لديها قدرة على التنبؤ بنسب عالية، وبحسب نتائج البحث كانت فعالة على المدى القريب، وبحسب بيانات الدراسة الحالية يقترح الباحث استخدام نماذج الانحدار المقطعية، لدراسة التأثيرات المختلفة للزمن والقطاع على أداء الأسهم.
- تطوير النماذج المقترحة في هذه الدراسة بالاعتماد على سلوك المستثمرين وربطها بالدراسات السابقة كما تم في هذه الدراسة، لأن المستثمرين في السوق يستخدمون استراتيجيات عدة تتغير وفق الزمن والحالة الاقتصادية.
- التوسع في دراسة النماذج البيزية المعلوماتية فقد ركزت الدراسة الحالية على النماذج غير المعلوماتية بالاعتماد عل توزيعات قبلية جاهزة مبنية على فرضيات النماذج.
- التوسع في دراسة طرق حساب تكاملات النماذج البيزية باستخدام أسلوب جديد يدعى (the integrated nested Laplace approximation (INLA)) بدل من استخدام خوارزميات MCMC، إذ أن البحث الحالي لم يغط هذا الجانب كونه يحتاج إلى بحث مستقل.

قائمة المراجع

المراجع باللغة الإنكليزية

1.Andrew Gelman ،John B Carlin ،Hal Stern ،David Dunson ،Aki Vehtari و، Donald Rubin .(2013) .*Bayesian Data Analysis* .Boca Raton, USA: CRC Press . doi:978-1-4398-9820-8

2.Christian P. Robert .(1994) .*The Bayesian Choice: A Decision Theoretic* .New York: Springer.

3.Damodar Gujarati .(2015) .*ECONOMETRICS BY EXAMPLE* .New York: PALGRAVE.

4.Damodar N. Gujarati .(2009) .*Basic Econometrics* .New York, USA: McGraw-Hill/Irwin.

5.Erhan Cinlar .(2013) .*Introduction to Stochastic Processes* .New Yourk: Dover Publications .doi:ISBN: 0486497976,9780486497976

6.Erion & Korini, Thoma & Periku, Erion & Allkja, Skënder & Sheperi, Paulin. Bukaçi .(2016) .*Number of iterations needed in Monte Carlo Simulation using reliability analysis for tunnel supports* .International Journal of Engineering Research and Applications.

7.EUGENE F. BRIGHAM MICHAEL C. EHRHARDT .(2016) .*Financial Management: Theory and Practice* .the United States of America: South-Western, a part of Cengage Learning.

8.Fred C. Pampel .(2000) .*Logistic Regression: A Primer* .Sage .doi:0761920102

9.Gelder و ، ,Erp .(2013) . *BAYESIAN LOGISTIC REGRESSIONANALYSIS* .USA: AIP Publishing LLC.

10.I., Bengio, Y & ,.Courville, A. Goodfellow .(2019) .*Deep learning* .Cambridge, USA: MA: MIT Press.

11.Ihwah ، Azimmatul .(2015) .*The Use of Cox Regression Model to Analyze the Factors that Influence Consumer urchase Decision on a Product* .Indonesia: Department of Agro-industrial Technology, Brawijaya University.

12.James Gareth ،Daniela Witten ،Trevor Hastie و، Rob Tibshirani .(2021) .*An Introduction to Statistical Learning: with Applications in R* .USA: Springer.

13.Jim Albert .(2021) .*Bayesian Computation with R* .North Broadway, USA: Springer Dordrecht Heidelberg London New York.

14.Jim McMenamin .(2002) .*Financial Management* .London: Taylor and Francis.

15.Johann Pfanzagl و، R Hamboker .(1994) .*Parametric Statistical Theory* .Walter de Gruyter.

16.JOHN KRUSCHKE .(2015) .*Doing Bayesian Data Analysis* .London: Academic Press is an imprint of Elsevier.

17.Lawrence Joseph .(2019) .*Bayesian Analysis in the Health Sciences* .Montreak: McGill University تم الاسترداد من . http://www.medicine.mcgill.ca/epidemiology/Joseph/courses/EPIB-675/main.html

18.N. van Erp and P. van Gelder .(2013) .†*BAYESIAN LOGISTIC REGRESSIONANALYSIS* .Netherlands: AIP Publishing LLC .doi: 10.1063/1.4819994

19.Prof. Joseph .(2017) .*Bayesian Analysis in the Health Sciences* .Montreal-Canada: McGill University.

20.Richard j. Rossi .(2018) .*Mathematical Statistics : An Introduction to Likelihood Based Inference* .New York: John Wiley & Sons.

21.Roman L. Weil, Katherine Schipper, Jennifer Francis Clyde P. Stickney .(2011) . *Financial Accounting AN INTRODUCTION TO CONCEPTS, METHODS, AND USES* .Mason, USA: South-Western, Cengage Learning.

22.Stanley Lemeshow, Rodney X. Sturdivant David W. Hosmer .(2013) .*Applied Logistic Regression* .New Jersey, USA: John Wiley & Sons.

23.Stephen V. Stehman .(1997) .Selecting and interpreting measures of thematic classification accuracy .*Remote Sensing of Environment, vol. 62, issue 1*-77 ، .89

24.Tom Fawcett .(2006) .An introduction to ROC analysis .*Pattern Recognition Letters*.862 ،

25.Tsionas و، Efthymios .(2017) . Pareto Regression: A Bayesian Analysis .*Marcel Dekker*.1225-1213 ،

المراجع باللغة العربية

1.أحمد بوراس، و بريكة السعيد . (2006). *كفاءة الأسواق العربية وتمويل الاقتصاد، الملتقى الدولي "سياسات التمويل وأثرها على الاقتصاديات والمؤسسات" دراسة حالة الجزائر والدول النامية،*.

2.النصراوي. (2012). *استخدام اسلوب البوتستراب في تحليل النماذج المعلمية و شبه المعلمية و المقارنة بينهم*. كربلاء، العراق: كلية الادارة والاقتصاد، جامعة كربلاء.

3.د.الصياد. (1994). *الاستدلال الإحصائي*. القاهرة، مصر : دار المريخ.

4.د.جاعوني – د.عانم. (2011). *استخدام تقنية الانحدار اللوجستي ثنائي الاستجابة في دراسة أهم المحددات الاقتصادية والاجتماعية لكفاية دخل الاسرة*. دمشق، سوريا: مجلة جامعة دمشق.

5.د.سعد. (2010). *التنبؤ بدرجة الرضا الوظيفي باستخدام نموذج الانحدار اللوجستي بطريقة بيز (دراسة تطبيقة)*. السودان: جامعة السودان للعلوم والتكنولجيا.

6.سهيلة حمود العبدالله الفهود. (2011). *استخدام الانحدار اللوجستي لدراسة العوامل المؤثرة على أداء الأسهم (دراسة تطبيقة لى سوق الكويت للأوراق المالية)*. الكويت.

7.*سوق دمشق للأوراق المالية*. (2022). تم الاسترداد من http://www.dse.gov.sy

8.عباس، علي خضير. (2012). استخدام نموذج الانحدار اللوجستي في التنبؤ بالدوال ذات المتغيرات الاقتصادية التابعة النوعية. *مجلة جامعة كركوك للعلوم الإدارية والإقتصادية، كلية الإدارة والإقتصاد*.

9.محمد مجد الدين باكير. (2008). *محافظ الاستثمار إدارتها واستراتجيتها*. حلب، سوريا: شعاع للنشر والعلوم.

10.مسعود، منير. (2002). *الأطر التنظيمية والتشريعية لأسواق الأوراق المالية، رسالة ماجستير*. دمشق، سوريا: جامعة دمشق.

قائمة المطلحات

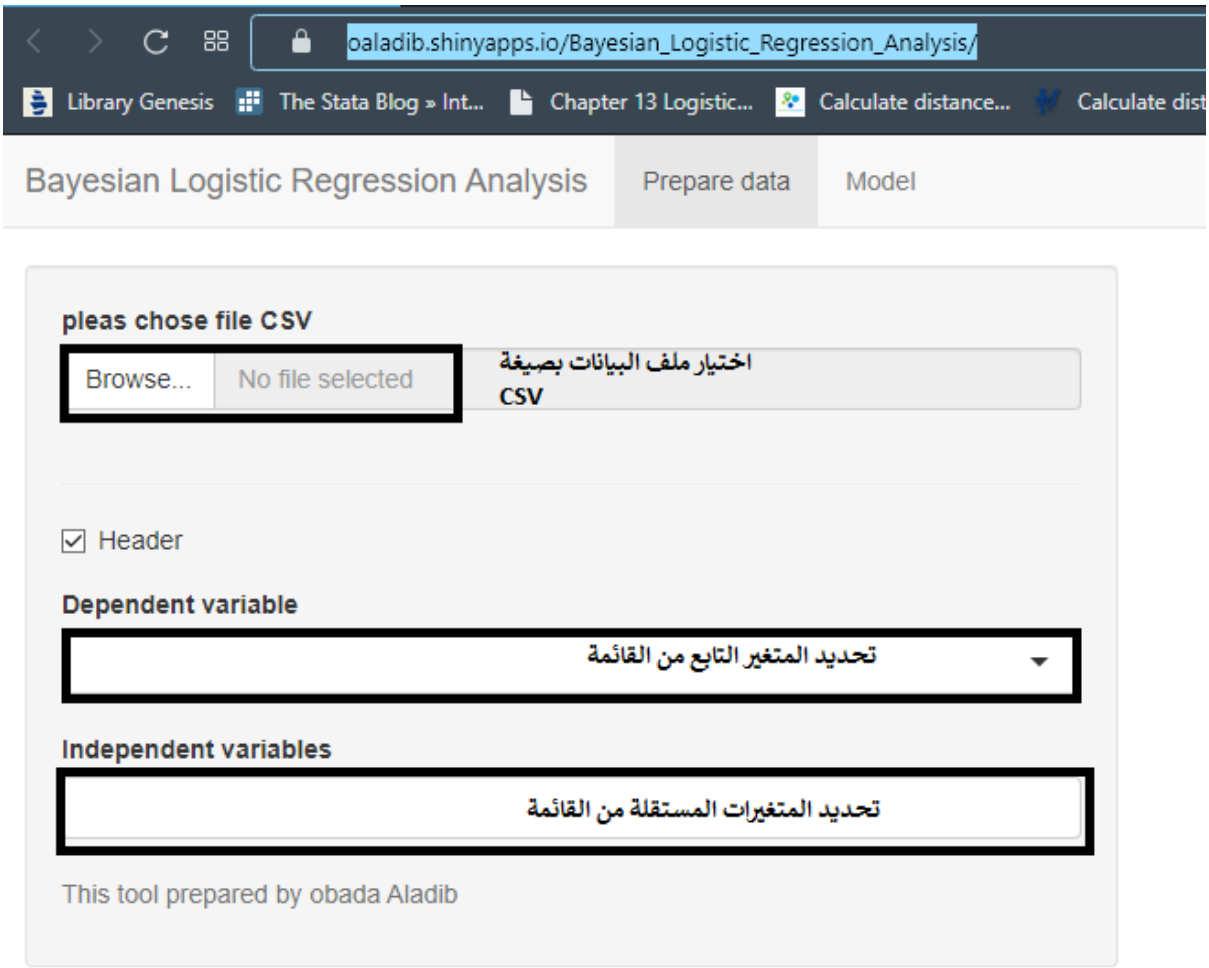
المصطلح باللغة العربية	الإختصار	المصطلح باللغة الإنكليزي
العائد على الأصول	ROA	Return On Assets
العائد على حقوق الملكية	ROE	Return On Equity
العائد على السهم (ربح السهم)	EPS	Earnings Per Share
نسبة حقوق الملكية إلى الأصول الكلية	EQR	Equity ratio
نسبة سعر السهم على ربح السهم	P/E	Price- Earnings Ratio
نسبة القيمة السوقية للسهم على القيمة الدفترية للسهم		Market Value/ book value
طريقة الإمكانية العظمى		Maximum Likelihood Method
طريقة نيوتن رافسون التكرارية		Newton Raphson iterative
نظرية بيز		Bayes Theorem
التوزيع القبلي		The Prior Distribution
التوزيع البعدي		The Posterior Distribution
سلسلة ماركوف مونتي كارلو	MCMC	Markov chain Monte Carlo
كامل مونتي كارلو		Monte Carlo Integration
سلاسل ماركوف		Markov chain
خوارزمية متروبوليس–هوستينج		Metropolis-Hastings
خوارزمية معاينة جبس		Gibbs Sampling
مصفوفة الإرباك		confusion matrix
الحساسية		sensitivity
النوعية		specificity

accuracy		الدقة
log loss		لوغاريتم دالة الخسارة
main square of error	MSE	متوسط الخطأ التربيعي

قائمة الملاحق

الملحق 1 شرح تطبيق الويب الذي صممه الباحث لإجراء عملية المقارنة

رابط التطبيق: https://oaladib.shinyapps.io/Bayesian_Logistic_Regression_Analysis/



Bayesian Logistic Regression Analysis | Prepare data | Model

pleas chose file CSV

Browse... Data1.csv

Upload complete

☑ Header

Dependent variable

Y_Performance

Independent variables

X1_ROA X2_ROE X3_EPS X4_Eqratio

This tool prepared by obada Aladib

Show 10 **entries**

	test	ربحية.السهم	سعر.السهم.السوقي
1	true	-17.24	224
2	true	0.15	393.25
3	true	7.68	364.82
4	true	-95.03	455
5	true	-8.37	460
6	true	-7.25	442
7	true	-18.19	399.5
8	true	-10.42	391
9	true	0.14	259
10	true	5.32	314

Showing 1 to 10 of 188 entries

Bayesian Logistic Regression Analysis | Prepare data | Model

بعد اختيار المتغيرات
نضغط على زر Model

Comparison between Bayesian and classical approach

Your Modle is

```
[1] "Y_Performance~X1_ROA+X2_ROE+X3_EPS+X4_Eqratio"
```

Classical logstic regression result

```
Call:
glm(formula = as.formula(form), family = binomial(), data = df)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.1571  -0.9369  -0.5494   1.0568   2.4613

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  -0.2989     0.3128  -0.956    0.339
X1_ROA       14.2892     9.9952   1.430    0.153
X2_ROE        4.8249     3.0855   1.564    0.118
X3_EPS        3.6179     0.7901   4.579 4.67e-06 ***
X4_Eqratio   -1.2429     0.7665  -1.622    0.105
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 254.01  on 183  degrees of freedom
Residual deviance: 205.21  on 179  degrees of freedom
  (4 observations deleted due to missingness)
AIC: 215.21

Number of Fisher Scoring iterations: 6
```

تظهر نتائج نموذج الانحدار
اللوجستي الكلاسيكي والبيزي

Bayesian logstic regression result using MCMC - Metropolis-Hastings Algorithm

```
Iterations = 1001:11000
Thinning interval = 1
Number of chains = 1
Sample size per chain = 10000
```

الملحق 2 النص البرمجي المكتوب بلغة البرمجة الإحصائية R الذي استخدمه الباحث لإجراء عملية المحاكاة

```
library(bayesrules)

library(rgl)

library(rstanarm)

library(bayesplot)

library(tidyverse)

library(tidybayes)

library(broom.mixed)

library(MCMCpack)

library(broom)

library(plot3D)

library(scatterplot3d)

library(plotly)

library(cowplot)

library(plot3D)

library(ggpubr)

library(janitor)
```

```
library(tidybayes)

library(MLmetrics)

------------------------- #

#generate data model

sample_size <- 1000

x1 = rnorm(sample_size)            # some continuous variables

x2 = rnorm(sample_size)

z = 1.21 + 4.1*x1 + 0.0000516*x2         # linear combination with a bias

pr = 1/(1+exp(-z))          # pass through an inv-logit function

y = rbinom(sample_size,1,pr)       # Bernoulli response variable

df = data.frame(y=y,x1=x1,x2=x2)     #save data into data fram

summary(df)

sd(df$x1)

-------------------------- #

 #build classical model

glm<-glm( y~x1+x2,data=df,family="binomial")

summary(glm)
```

```
tidy(glm,effects = "fixed", conf.int = TRUE, conf.level = 0.90)

------------------------ #

 #fit model using Rstan package

fitrstan<-stan_glm(y~x1+x2, family = binomial(), data=df, refresh = 0)

summary(fitrstan)

tidy(fitrstan, effects = "fixed", conf.int = TRUE, conf.level = 0.90)

------------------------ #

------------------------ #

 ##log loss function

log_loss <- function(actual, predicted)

}

  result=-1*mean((actual*log(predicted)+(1-actual)*log(1-predicted)))

  return(result)

{

#create  sub-sit 20% of data (test data) to apply the model and test the logless function

#testing_data <- sample_frac(df,0.2,replace = T)
```

```
#apply the log loss function on two columns 1 - fitted vlues 2 - actual Y

 #log loss function (Bayesian)

fitrstan$y <- as.double(fitrstan$y)

fitrstan$y <- ifelse(fitrstan$y == 2 , 1 , 0)

LogLoss(y_true = fitrstan$y,y_pred = fitrstan$fitted.values)

log_loss(fitrstan$y,fitrstan$fitted.values)

 #log loss function (classic)

LogLoss(y_true = as.numeric(glm$y) ,y_pred = glm$fitted.values)

log_loss(as.numeric(glm$y),glm$fitted.values)

##confusion matrix (accuracy)

#accuracy (Bayesian)

pred_1<-predict(fitrstan,newdata = df,type = "response")

table(df$y , pred_1>=0.5)

1000/(527+326)

#accuracy (classic)

pred_2<-predict(glm,newdata = df,type = "response")
```

```
table(df$y , pred_2>=0.5)

50/(33+12)

------------------------ #

------------------------ #

 ##cross validation (Bayesian)

#create accuracy function

accuracy <- function(tabel)}

    if (sum(dim(tabel)) == 4)}

  sum(tabel[row(tabel)==col(tabel)])/sum(tabel){

  else   {sum(tabel[rownames(tabel)==colnames(tabel)])/sum(tabel)}

{

loglossB<-0

accuracylistB<-0

y <- 0

for (i in 1:100)}

  index<-sample(nrow(df),nrow(df) *0.8,replace = F)
```

```
traning_data<−df[index,]

fitrstan<−stan_glm(y~x1+x2, family = binomial(), data=traning_data, refresh = 0)

testing_data<−df[−index,]

pred_1<−predict(fitrstan,newdata = testing_data,type = "response")

classifications <− testing_data %<%

  mutate(pred_1 = as.numeric(pred_1,(

         class_2 = as.numeric(pred_1 >= 0.5) %<% (

  select(x1,x2,pred_1, class_2, y)

table<−table(classifications$y, classifications$class_2)

 sum(table[])

accuracylistB[i]<−accuracy(table)

y<− ifelse(as.double(testing_data$y)==2,1,0)

loglossB[i]<−log_loss(actual = y,pred_1)

{

mean(accuracylistB)

hist(accuracylistB)
```

```
hist(loglossB)

mean(loglossB)

---------------------- #

---------------------- #

 ##cross validation (Classic)

#create accuracy function

accuracy <- function(tabel)}

    if (sum(dim(tabel)) == 4)}

    sum(tabel[row(tabel)==col(tabel)])/sum(tabel){

  else   {sum(tabel[rownames(tabel)==colnames(tabel)])/sum(tabel)}

{

testing_data$y<-as.numeric(testing_data$y)

loglossC<-0

accuracylistC<-0

y <- 0



for (i in 1:100)}
```

```
    index<-sample(nrow(df),nrow(df) *0.8,replace = F)
    traning_data<-df[index,]
    glm<-glm( y~x1+x2,data=traning_data,family="binomial")
    testing_data<-df[-index,]
    pred_1<-predict(glm,newdata = testing_data,type = "response")
    classifications <- testing_data %<%
    mutate(pred_1 = as.numeric(pred_1,(
          class_2 = as.numeric(pred_1 >= 0.5) %<% (
    select(x1,x2,pred_1, class_2, y)
    table<-table(classifications$y, classifications$class_2)
    sum(table[])
  accuracylistC[i]<-accuracy(table)
  y<- ifelse(as.double(testing_data$y)==2,1,0)
  loglossC[i]<-log_loss(actual = y,pred_1)
{
mean(accuracylistC)
hist(accuracylistC)
```

```
hist(loglossC)

mean(loglossC)

#t Test for two exercise

t.test(loglossC, loglossB, alternative = "two.sided")

t.test(accuracylistC, accuracylistB, alternative = "two.sided")

#plot two cross validation exercise

ggplot()+geom_density(aes(x =loglossC,, fill = "Classic",alpha = 0.2) )+
geom_density(aes(x =loglossB,fill = "Bayesian",alpha = 0.2)) +
scale_color_manual("Legend Title", values=c("y1"="red", "y2"="blue"))

ggplot()+geom_density(aes(x =accuracylistC,, fill = "Classic", alpha = 0.2) )+
geom_density(aes(x =accuracylistB,fill = "Bayesian",alpha = 0.2)) +
scale_color_manual("Legend Title", values=c("y1"="red", "y2"="blue"))
```

repaet

```
log_loss <- function(actual, predicted)
}
  result=-1*mean((actual*log(predicted)+(1-actual)*log(1-predicted)))
  return(result)
{
```

```
accuracy <- function(tabel)}

    if (sum(dim(tabel)) == 4)}

    sum(tabel[row(tabel)==col(tabel)])/sum(tabel){

  else   {sum(tabel[rownames(tabel)==colnames(tabel)])/sum(tabel)}

{

glm<- list()

fitrstan <-list()

loglossB<- 0

loglossC <- 0

pred_1 <- list()

pred_2 <- list()

tb <- list()

tc <- list()

accuracyB <- 0

accuracyC <- 0

    i <-0

    sizeA <- 0
```

```
    sizeL <- 0

for (i in 1:1000 )}

  sample_size <- 30

x1 = rnorm(sample_size)            # some continuous variables

x2 = rnorm(sample_size)

z = 1.21 + 4.1*x1 + 0.0000516*x2        # linear combination with a bias

pr = 1/(1+exp(-z))          # pass through an inv-logit function

y = rbinom(sample_size,1,pr)      # Bernoulli response variable

df = data.frame(y=y,x1=x1,x2=x2)

 #build classical model

glm[[i]]<-glm( y~x1+x2,data=df,family="binomial")

fitrstan[[i]]<-stan_glm(y~x1+x2, family = binomial(), data=df, refresh = 0)

 #log loss function (Bayesian)

fitrstan[[i]]$y <- as.double(fitrstan[[i]]$y)

loglossB[i]<-LogLoss(y_true = fitrstan[[i]]$y,y_pred = fitrstan[[i]]$fitted.values)

 #log loss function (classic)

loglossC[i]<-log_loss(as.numeric(glm[[i]]$y),glm[[i]]$fitted.values)
```

```
#accuracy (Bayesian)

pred_1[[i]]<−predict(fitrstan[[i]],newdata = df,type = "response")

tb[[i]]<−table(df$y , pred_1[[i]]>=0.5)

accuracyB[i]<−accuracy(tb[[i]])

#accuracy (classic)

pred_2[[i]]<−predict(glm[[i]],newdata = df,type = "response")

tc[[i]]<−table(df$y , pred_2[[i]]>=0.5)

accuracyC[i]<−accuracy(tc[[i]])

print(i)

print((i/1000)*100)

{

     plot(seq(1:31),sizeA, type="l")

 summary(accuracyC)

summary(accuracyB)

summary(loglossC)

summary(loglossB)
```

```
tab[1,] <- data.frame(accuracyC =accuracyC , loglossC = loglossC )

tA<- t.test(accuracyC,accuracyB)

tL<-t.test(loglossC,loglossB)

ggplot()+geom_boxplot(aes(x =loglossC, y = "Classic",alpha = 0.2) )+
geom_boxplot(aes(x =loglossB,y = "Bayesian",alpha = 0.2)) +
scale_color_manual("Legend Title", values=c("y1"="red", "y2"="blue"))

ggplot()+geom_boxplot(aes(x =accuracyC, y = "Classic", alpha = 0.2) )+
geom_boxplot(aes(x =accuracyB,y = "Bayesian",alpha = 0.2)) +
scale_color_manual("Legend Title", values=c("y1"="red", "y2"="blue"))

tA$p.value

tab <- 0

tA<- t.test(accuracyC,accuracyB)

tL<-t.test(loglossC,loglossB)

tab[6,] <- data.frame(sample_size = sample_size , accuracyB = mean(accuracyB) ,
accuracyC = mean(accuracyC) ,loglossB= mean(loglossB) , loglossC =
mean(loglossC) , t_test_accuracy = tA$p.value , t_test_logloss = tL$p.value )

write.csv(x = tab,file = "final_simulation_tabel.csv")
```

الملحق 3 النص البرمجي المكتوب بلغة البرمجة الإحصائية R الذي استخدمه الباحث في التحقق المتقاطع

```
## cross validation (Bayesian)

#create accuracy function

accuracy <- function(tabel){

    if (sum(dim(tabel))  == 4){

    sum(tabel[row(tabel)==col(tabel)])/sum(tabel)}

  else   {sum(tabel[rownames(tabel)==colnames(tabel)])/sum(tabel)}

}


## log loss function

log_loss <- function(actual, predicted)

{

  result=-1*mean((actual*log(predicted)+(1-actual)*log(1-predicted)))

  return(result)

}

loglossB<-0

accuracylistB<-0

y <- 0

df<-Data[,c(33,34:41,27,28)]

for (i in 1:100) {

  index<-sample(nrow(df),nrow(df) *0.8,replace = F)

    traning_data<-df[index,]
```

```
    fitrstan<−stan_glm(Y_Performance_OR ~., family = binomial(), data=df, refresh =
0)
    testing_data<−df[−index,]
    pred_1<−predict(fitrstan,newdata = testing_data,type = "response")
    classifications <− testing_data %>%
    mutate(pred_1 = as.numeric(pred_1),
           class_2 = as.numeric(pred_1 >= 0.5)) %>%
    select(pred_1, class_2, Y_Performance_OR)
     table<−table(classifications$Y_Performance_OR, classifications$class_2)
    accuracylistB[i]<−accuracy(table)
  y<− as.double(testing_data$Y_Performance_OR)
  loglossB[i]<−log_loss(actual = y,pred_1)
}
summary(accuracylistB)
hist(accuracylistB)
test<−as.data.frame(accuracylistB)
test$accuracylistB
hist(loglossB)
summary(loglossB)

# −−−−−−−−−−−−−−−−−−−−−−
# −−−−−−−−−−−−−−−−−−−−−−
```

```
## cross validation (Classic)

#create accuracy function

accuracy <- function(tabel){

    if (sum(dim(tabel)) == 4){

    sum(tabel[row(tabel)==col(tabel)])/sum(tabel)}

  else   {sum(tabel[rownames(tabel)==colnames(tabel)])/sum(tabel)}

}

loglossC<-0

accuracylistC<-0

y <- 0

pvalue <- data.frame()

for (i in 1:100) {

  index<-sample(nrow(df),nrow(df) *0.8,replace = F)

    traning_data<-df[index,]

    glm<-glm( Y_Performance_OR ~. ,data=traning_data,family="binomial")

  #glm <- glm( df$Y_Performance_Gold_USD ~.  ,data=df,family="binomial") #
classical model

    testing_data<-df[-index,]

    pred_1<-predict(glm,newdata = testing_data,type = "response")

    classifications <- testing_data %>%

    mutate(pred_1 = as.numeric(pred_1),

           class_2 = as.numeric(pred_1 >= 0.5)) %>%
```

```
    select(pred_1, class_2, Y_Performance_OR)
  table<-table(classifications$Y_Performance_OR, classifications$class_2)
  accuracylistC[i]<-accuracy(table)
  y<- as.double(testing_data$Y_Performance_OR)
  loglossC[i]<-log_loss(actual = y,pred_1)
  pvalue[i,] <- as.data.frame(t(as.matrix(summary(glm)$coefficients[,4]) ) )
}
summary(pvalue)
summary(accuracylistC)
hist(accuracylistC)
hist(loglossC)
summary(loglossC)
summary(glm)
#t Test for two exercise
t.test(loglossC, loglossB, alternative = "two.sided")
t.test(accuracylistC, accuracylistB, alternative = "two.sided")
```

Abstract

Investing in the stock market requires using scientific methods to determine the best investment options. Logistic regression is one of the statistical methods that can be used to classify stocks, with the appearance of the new approach called the Bayesian approach as an alternative to the classical approach, it was necessary to determine which of the two approaches is better in classifying stocks and determining the factors affecting their performance, The researcher used simulation and applied it to data from the Damascus Stock Exchange to reach the best method. The simulation results showed that when the sample size was small, the accuracy and logarithmic loss of the classic logistic model were better than those of the Bayesian logistic model. However, when the sample size was large (more than thirty), there was no significant difference between the two models. And the data of Damascus Stock Exchange also showed that both models differed in identifying the factors affecting stock performance, as both models were able to predict stock performance with a slight difference in prediction accuracy in favor of the Bayesian model. The researcher proposed a logistic model that determines stock performance based on the average market return, gold return, and dollar return, and the accuracy of the proposed model in prediction was 95%.

Keywords: logistic regression, iterative approach, Bayesian approach, stock performance, stock return, market return, Bayesian theory, regression, cross validation, Bayesian.

The Syrian Arab Republic

Damascus University

Faculty of Economics

Department of Applied Statistics

Using the classical and Bayesian logistic regression methods to study the performance of stocks in Damascus Stock Exchange

(A comparative study)

A master's thesis submitted to the applied statistics department

Faculty of Economics, Damascus University

In fulfilment of requirements of a master's degree

Prepared by :Obada Al-Adib

Supervised by :Dr .Mohammad Fawwaz Qurabi

Lecturer in the Department of Applied Statistics Faculty of Economics , Damascus University

Damascus 2023