مجلة الغري للعلوم الاقتصادية والادارية
مجلد (22) عدد (2) 2026

الاسلوب البيزي الهرمي بتقنية adaptive Lasso لتحديد العوامل المؤثرة في تسرب الطلبة للمرحلة الثانوية في تربية النجف الاشرف

م. د هيثم حسون ماجد الخزاعي
الكلية التربوية المفتوحة ، مركز النجف الدراسي
haithamnkhozaee@gmail.com

المستخلص

ان مشكلة تسرب الطلبة تعد من اهم التحديات التي تواجه العملية التربوية في الوقت الحاضر كما وان اختيار الاسلوب الاحصائي الدقيق للحد من هذه الظاهرة يعتبر من اهم الاجراءات الاساسية والمطلوبة لمتخذ القرار في الحد من هذه الظاهرة. يهدف البحث الى تطبيق الاسلوب الهرمي البيزي بتقنية adaptive Lasso لتحديد اهم العوامل المؤثرة في تسرب الطلبة في مدارس المرحلة الثانوية . تقنية adaptive Lasso لها اهمية كبيرة في تفسير النموذج وتحسين دقة التنبؤ، كما ان الاسلوب البيزي مع هذه التقنية يساعد ايضا بالوصول الى تقديرات دقيقة من خلال تضمين المعلومات الاولية مع بيانات الدراسة ، تم بناء خوارزمية Gibbs Sampler وباستخدام برنامج R في اجراء عملية التقدير وباعتماد الدوال اللاحقة في الاسلوب البيزي وتقنية adaptive Lasso . اظهرت النتائج ان تشجيع الاسرة ودخل الاسرة والدافعية هي من اهم الاسباب المؤدية الى زيادة تسرب الطلبة حيث بلغة قيمة p-value لهذه المتغيرات (0.003,0.01,0.001) على التوالي ، كما اظهرت النتائج دقة عملية التقدير واهمية استخدام الاسلوب البيزي الهرمي مع تقنية adaptive Lasso مقارنة بالطرق الاعتيادية .

الكلمات المفتاحية : *الانحدار الخطي المتعدد ، الاسلوب البيزي ، Lasso، Adaptive Lasso*

مجلة الغري للعلوم الاقتصادية والادارية
مجلد (22) عدد (2) 2026

The Bayesian Hierarchical Approach with Adaptive Lasso Technique to Identify Factors Affecting Student Dropout Rates in Secondary Education in AL Najaf

Haitham Hassoon Majed
Open Educational College, Alnajaf Study Center
haithamnkhozaee@gmail.com

Abstract

The problem of student dropout is one of the most significant challenges facing the educational process today. Furthermore, choosing an accurate statistical method to reduce this phenomenon is one of the most essential and necessary measures for decision-makers in mitigating it. This research aims to apply the bayesian hierarchical method with adaptive Lasso to identify the most significant factors influencing student dropout rates in secondery schools. Adaptive Lasso is crucial for model interpretation and improving prediction accuracy. Furthermore, the Bayesian approach combined with this technique facilitates accurate estimations by incorporating raw data into the study. The Gibbs Sampler algorithm was developed and used in the R program for the estimation process, utilizing subsequent functions from both the Bayesian and adaptive Lasso methods. The results indicate that family encouragement, family income, and motivation are among the most significant factors contributing to increased student dropout rates, with p-values of 0.003, 0.01, and 0.001, respectively. The findings also demonstrate the accuracy and importance of using the Bayesian hierarchical approach with adaptive Lasso compared to traditional methods.

Keywords: *Multiple linear regression, Bayesian approach, Lasso, Adaptive Lasso*

مجلة الغري للعلوم الاقتصادية والادارية
مجلد (22) عدد (2) 2026

1- المقدمة

تعد الدراسات الاحصائية الركيزة الاساسية في بناء الخطط الهادفة وفي جميع المجالات ومن ناحية اخرى فان التحديات الكبيرة التي تواجه العملية التربوية تتطلب الدراسات الدقيقة والهادفة للتغلب على المشاكل والتحديات في المجال التربوي، ومشكلة تسرب الطلبة تعتبر من ابرز المشاكل التي تواجه العملية التربوية والتي ترتبط بالعديد من الاسباب او المتغيرات المؤثرة في هذه المشكلة ،وبغية الوصول الى التحليلات والتنبؤات الدقيقة لابد من الاستناد الى الادوات الاحصائية الدقيقة وبما يخدم المسيرة العلمية في البلاد. ولعل من ابرز المشاكل التي تواجه الدراسات والتحليلات الاحصائية هي بناء نموذج احصائي له القدرة على تفسير الظواهر المهمة والتنبؤ الدقيق بالظواهر قيد الدراسة . ومن بين الاساليب الاحصائية المهمة في الوصول الى التقديرات الدقيقة هو الاسلوب البيزي الذي له اهمية كبيرة في بناء النماذج الاحصائية وبأسلوب دقيق يضاهي الطرق التقليدية لما له من اهمية في دمج المعلومات الاولية مع بيانات الدراسة . من جانب اخر فان تقنية Lasso المقدمة من قبل الباحث (Tibshirani1,996) تعد تقنية احصائية مهمة جدا في بناء نموذج الانحدار المتعدد من حيث ان لها اهمية كبيرة في اختيار المتغيرات المهمة في النموذج واستبعاد المتغيرات الغير مهمة وبالتالي الوصول لنموذج تفسيري يمكن من خلاله تفسير الدراسة قيد البحث فضلا عن اهميتها في اجراء التنبؤات الدقيقة . البحوث والدراسات اظهرت ان دمج الاسلوب البيزي مع تقنية Lasso يعطي تقديرات ودقة عالية في نماذج الانحدار ولعل اول من تعرض لهذا الدمج الباحثان (Park & Casella,2008) حيث استخدما الاسلوب البزي في هذه التقنية وبينا ان هذا الاسلوب هو اكثر دقة في عملية التقدير والتنبؤ مقارنة بالطريقة الكلاسيكية. في عام 2010 قدم الباحثون (Kyung et. all,2010) دراسة حول النماذج البيزية باستخدام تقنية Lasso وكيفية استخدام خوارزميات MCMC في عملية انجاز التقدير البيزي . وفي نفس العام استخدم الباحث(Hans,2010)هذا الاسلوب ايضا في انجاز دراسة طبية مهمة موضحا اهمية هذه الطريقة في انجاز الدراسة. ايضا بنفس العام الباحثان (Li &Lin,2010) استخدموا الاسلوب البيزي مع تقنية Lasso في انجاز دراسة حول الجينات بينز بينوا فيها اهمية دقة النتائج باستخدام هذه الطريقة .في عام 2012 طور الباحثان (Alhamzawi &Yu,2012) عملية التقدير باستخدام الاسلوب البيزي مع تقنية Adaptive Lasso حيث استخدما الباحثان قيم مختلفة لمعلمة الجزاء مع كل كعلمة من معلمات

مجلة الغري للعلوم الاقتصادية والادارية
مجلد (22) عدد (2) 2026

النموذج واظهرت الدراسة كفاءة هذه الطريقة بتقدير معلمات النموذج مقارنة بالطريقة الكلاسيكية والطريقة البيزية السابقة.

وفي عام 2025 قدموا الباحثين (Gillariose et.all,2025) دراسة علمية بينوا فيها اهمية دمج الاسلوب البيزي مع تقنيات الضبط مثل Lasso ,Ridge.. لانجاز عملية تقدير النماذج بدقة عالية . في هذا البحث سنستخدم الدمج بين تقنية Adaptive Lasso مع الاسلوب البيزي لتحديد اهم العوامل المؤثرة في ظاهرة التسرب المدرسي لمدارس الثانوية .

2- الجانب النظري:

2-1 الانحدار الخطي المتعدد:

تعتبر تقنية الانحدار من اكثر الادوات الاحصائية المطبقة في تحليل ودراسة والتنبؤ بالظواهر المختلفة ، ونموذج الانحدار المتعدد يتمثل بمعادلة تربط المتغير المعتمد بعدد من المتغيرات التوضيحية مع الخطأ العشوائي، ونموذج الانحدار المتعدد يمكن ان نعبر عنه بالشكل : (Montgomery,etc.all,2012:20)

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{x}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon} \qquad (1)$$

حيث ان:

$\boldsymbol{y}$: يمثل متجه قيم المتغير المعتمد

$\boldsymbol{x}$: تمثل مصفوفة المتغيرات التوضيحية

$\boldsymbol{\beta}$: يمثل متجه معلمات النموذج

$\boldsymbol{\epsilon}$: يمثل الخطأ العشوائي للنموذج والذي يشترط ان يتوزع بشكل طبيعي بمتوسط 0 وتباين ثابت σ^2

الطريقة الاعتيادية في تقدير النموذج بتوفر الفروض الخطية هي باستخدام طريقة المربعات الصغرى (Hastie, etc.all, 2009:15):

$$\hat{\beta} = (\acute{x}x)^{-1}\acute{x}y \qquad (2)$$

$$\acute{x}x : \ is\ non - sigular\ matrix$$

وطريقة التقدير اعلاه تشترط كما بينا توفر الفروض الخطية منها تجانس التباين وعدم وجود ارتباطات عالية بين المتغيرات التوضيحية وغيرها ، وعند عدم توفر هذه الفروض فان عملية التقدير بهذه الطريقة تكون غير مجدية ، لذا هناك الكثير من عمليات التطوير في عملية التقدير لنموذج الانحدار المتعدد منها طريقة Lasso التي تم اقتراحها من قبل الباحث (Tibshirani,1996:270)

مجلة الغري للعلوم الاقتصادية والادارية
مجلد (22) عدد (2) 2026

وتعتمد هذه الطريقة على تقييد عملية التقدير بطريقة المربعات الصغرى من اجل اختيار المتغيرات المهمة بالنموذج وتحسين التنبؤ للنموذج وذلك بإضافة الشرط :

$$\sum_{j=1}^{p} |\beta| \leq \lambda \quad (3)$$

اي ان طريقة التقدير الكلاسيكية باستخدام تقنية Lasso تصبح بالشكل : (Tibshirani,1996:272)

$$\min_{\beta} = \left[\sum_{i=1}^{n} (y_i - \acute{x}_i \beta_j)^2 + \lambda \sum_{j=1}^{p} |\beta_j| \right] \quad (4)$$

ان هذا الاسلوب في التقدير احدث تطورا كبيرا في عملية تحليل البيانات واصبحت اداة مهمة في تحليل الكثير من الدراسات والظواهر المهمة مثل الاقتصادية والتربوية والطبية وغيرها .

2-2 الاسلوب البيزي في تقنية Lasso:

ان الاسلوب البيزي اصبح اداة مهمة وفعالة في تحليل الدراسات والظواهر المختلفة ،وفي الجانب التربوي ايضا نجد ان الاسلوب البيزي له اهمية كبيرة في التعامل مع المشكلات التربوية و تحليل الدراسات التربوية المهنة (Ibrahim, etc.all, 2001:30).

ومشكلة تسرب الطلبة تعتبر احد المشاكل المهمة في العملية التربوية والتي تحتاج الى دراسة وتحليل دقيق من اجل الوقوف على العوامل المؤثرة في هذه المشكلة ووضع افضل الخطط والحلول الكفيلة بمعالجة هذه المشكلة . الاسلوب البيزي بتقنية Lasso يعتبر احد الادوات الاحصائية الدقيقة المطبقة في تحليل الدراسات العلمية بشكل عام والتربوية بشكل خاص .ولعل اول من قام بصياغة هذا الاسلوب في بحث هما (Park & Casella,2008:685) وذلك في عام 2008 حيث استخدما توزيع لابلاس في تمثيل الدالة الاولية لمعلمات النموذج وكالاتي :

$$p(\beta_j \backslash \lambda) \propto e^{-\lambda|\beta_j|} \quad (5)$$

للوصول الى الدالة الشرطية اللاحقة :

$$p(\beta \backslash y, X, \lambda) \propto e^{\frac{-1}{2\sigma^2}||y-X\beta||^2 - \lambda \sum_{j=1}^{p} |\beta_j|} \quad (6)$$

لاحظ ان تعظيم الدالة في (4) يناضر تصغير الدالة في المعادلة (6)

وبالرغم من اهمية تقنية Lasso في اختيار المتغيرات المهمة وتحسين دقة التنبؤ الا ان هذه التقنية كانت تعاني من مشكلة عدم الاتساق وذلك باهمال المتغيرات المهمة ذات القيم الصغيرة

مجلة الغري للعلوم الاقتصادية والادارية
مجلد (22) عدد (2) 2026

(Hui Zou,2006:1422) تقنية Adaptive Lasso حيث افترض قيم مختلفة من الاوزان لكل قيمة من قيم معاملات الجزاء وكالاتي: (Gillariose, etc.all,2025:221). وللتعامل مع هذه المشكلة قدم الباحث

$$\min_{\beta} = [\ \sum_{i=1}^{n}(y_i - \acute{x}_i\beta_j)^2 + \lambda\sum_{j=1}^{p}\theta_j|\beta_j|\ ] \quad (7)$$

حيث ان : θ_j تمثل الاوزان

في عام (2011) قدم الباحثون (Alhamzawi,et. all,2011:5) النسخة البيزية لهذه التقنية في تقدير نموذج QR .

الدالة الاولية والشرطية في هذه التقنية يمكن ان يعبر عنها بالشكل (Alhamzawi,et. all,2011:5) :

$$p(\beta_j \backslash \lambda_j) \propto e^{-\lambda_j|\beta_j|} \quad (8)$$

$$p(\beta \backslash y, X, \lambda) \propto e^{-\frac{1}{2\sigma^2}||y-X\beta||^2-\sum_{j=1}^{p}\lambda_j|\beta_j|} \quad (9)$$

2-3 النموذج الهرمي البيزي بتقنية Adaptive Lasso :

بغية تقدير نموذج الانحدار المقترح في الدراسة فقد تم تطبيق النموذج الهرمي المقترح من قبل الباحث (Alhamzawi, & Ali,2018:78) :

$$\left.\begin{array}{c} \boldsymbol{y}\backslash(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\beta},\sigma^2)\sim N(\boldsymbol{x\beta},\boldsymbol{\sigma_I^2}) \\ \beta_j\backslash(\lambda_j,\sigma^2,a_j)\sim N(0,\sigma^2 a_j) \\ a_j\backslash\lambda_j\sim exp.(\frac{{\lambda_j}^2}{2}) \\ {\lambda_j}^2\sim Gamma(\theta_1,\theta_2) \\ \sigma^2\sim In.Gamma(\tau_1,\tau_2) \end{array}\right\} \quad (10)$$

2-4 الدوال الشرطية اللاحقة :

$$\beta_j\backslash(\lambda_j,\sigma^2,a_j,\boldsymbol{y},\boldsymbol{x})\sim N(\mu_j,\vartheta_j) \quad (11)$$

$$\mu_j = \vartheta_j\frac{\acute{x_j}(y-x_j\beta_j)}{\sigma^2} \quad (12)$$

$$\vartheta_j = \frac{\sigma^2 a_j}{1+\frac{a_j}{\sigma^2}\acute{x}x} \quad (13)$$

مجلة الغري للعلوم الاقتصادية والادارية
مجلد (22) عدد (2) 2026

$$a_j \backslash (\beta_j, \sigma^2, \lambda_j) \sim GIG(1 \backslash 2, \lambda_j, \frac{\beta_j}{\sigma^2}) \quad (14)$$

$$\sigma^2 \backslash \boldsymbol{y}, \boldsymbol{x}, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{a}) \sim Inv.Gamma(\tau_1^*, \tau_2{}^*) \quad (15)$$

$$\tau_1^* = (n \backslash 2) + (p \backslash 2) + \tau_1 \quad (16)$$

$$\tau_2{}^* = \frac{1}{2} ||y - X\beta||^2 + \sum_{j=1}^{p} \frac{\beta_j{}^2}{2a_j} + \beta \quad (17)$$

$$\lambda_j{}^2 \backslash a_j \sim Gamma(\theta_1 + 1, \theta_2 + \frac{a_j}{2}) \quad (18)$$

لاحظ ان الدوال الشرطية كلها معلومة التوزيع مما يسهل استخدام خوارزمية Gibbs Sampler في عملية تقدير المعلمات من التوزيعات اللاحقة.

3- الجانب التطبيقي:

في هذا البند تم بناء نموذج الانحدار المتعدد لتحليل ظاهرة تسرب الطلبة وباستخدام عينة قوامها 220 طالب في مختلف المدارس الثانوية في محافظة النجف من الحضر والريف .

وباستخدام الاستمارة الاحصائية تم جمع البيانات من هذه العينة حيث تم تضمين الاسئلة الاكثر اهمية التي يعتقد بان لها الاثر المباشر في تسرب الطلبة وذلك بمساعدة المشرفون والمدراء من ذوي الاختصاص التربوي .تم اهمال 20 استمارة في العينة لا سباب فنية .

ولقياس المتغير التابع (خطر التسرب) فقد تم استخدام مقياس مركب لعدة مؤشرات كمية (معدل الطالب ، الغيابات ، الدافعية .....) حيث تم جمع هذه المؤشرات على شكل نقاط معيارية وتم تحويلها الى مقياس نسبي (0-100) حيث تمثل القيم الاعلى خطر التسرب الاعلى والقيم الدنيا خطر التسرب الادنى . كذلك تم تصميم الدراسة باعتماد نموذج هرمي ثنائي المستويات :

المستوى الاول يمثل خصائص الطالب (مثل الدافعية والغيابات ورضا الطالب ....)

المستوى الثاني يمثل بيئة المدرسة (مثل المستوى المعيشي و الدعم الاسري ....).

اما المتغيرات التوضيحية فكانت متمثلة بالاتي:

1- تشجيع الاسرة X_1
2- معدل الطالب في السنة السابقة X_2
3- مستوى الاب العلمي X_3
4- مستوى اللام العلميX_4
5- عدد افراد الاسرة X_5

مجلة الغري للعلوم الاقتصادية والادارية
مجلد (22) عدد (2) 2026

6- دخل الاسرة X_6

7- عدد افراد العائلة X_7

8- الدافعية عند الطالب X_8

9- ارتياح الطالب للمدرسة X_9

10- بيئة السكن X_{10}

11- عمل الطالب X_{11}

12- العلاقة الاجتماعية للطالب مع زملائه X_{12}

13- عدد ايام الغياب للطالب X_{13}

تم بناء خوارزمية Gibbs Sampler من قبل الباحث وباستخدام برنامج R لتحديد اهم العوامل المؤثرة في تسرب الطلبة حيث تم تقدير النموذج باستخدام الطريقة البيزية بتقنية adaptive Lasso والطريقة الاعتيادية (الطريقة الكلاسيكية) .اظهرت النتائج ان تشجيع الاسرة ومستوى دخل الاسرة والدافعية هي من اهم المتغيرات المؤثرة في الظاهرة حيث بلغة قيمة p-value لهذه المتغيرات (0.003,0.01,0.001) كما تم استبعاد بعض المتغيرات لعدم اهميتها في الدراسة مثل عدد افراد الاسرة مثل تعليم الاب وحجم الاسرة ، اما بقية المتغيرات فقد كان تأثيرها متوسطا في الظاهرة والنتائج كما في الجداول والاشكال البيانية.

جدول رقم (1) يبين مصفوفة الارتباط بين المتغيرات التوضيحية والمتغير المعتمد

المتغير	معامل_الارتباط	p-value
خطر_التسرب	1	
دعم أسري	-0.61	0.001
مستوى معيشية	-0.37	0.011
دافعية	0.66	0.001
غيابات	0.54	0.0021
معدل الطالب	-0.604	0.002
تعليم أب	-0. 22	0.048
تعليم أم	-0.352	0.027
حجم أسرة	-0.091	0.6862
علاقات زملاء	0.122	0.766
رضا طالب	0.272	0.2872
بيئة المدرسة	0.171	0.0492
عمل الطالب	0.315	0.0377

مجلة الغري للعلوم الاقتصادية والادارية
مجلد (22) عدد (2) 2026

من جدول (1) يمكن ملاحظة ان هناك ارتباطات قوية ومعنوية لبعض المتغيرات التوضيحية مع المتغير التابع (خطر التسرب) مثل الدعم الاسري والمستوى المعيشي .بينما اضهرت بقية المتغيرات ارتباطات متوسطة واخرى ضعيفة وغير معنوية

جدول (2) قيم معامل التضخم (VIF) للمتغيرات المستقلة

المتغير	VIF
دعم أسري	1.213
مستوى معيشية	1.076
دافعية	1.117
غيابات	1.178
معدل الطالب	1.174
تعليم أب	1.081
تعليم أم	1.141
حجم أسرة	1.084
علاقات زملاء	1.109
رضا طالب	1.138
بيئة المدرسة	1.058
عمل الطالب	1.081

في جدول (2) يمكن ملاحظة ان جميع معامل التضخم (VIF) هي اقل من 2 وهذا يؤكد عدم وجود مشكلة التعدد الخطي بين المتغيرات التوضيحية

جدول (3) يبين مؤشرات ملائمة نموذج الدراسة حسب الاسلوب البيزي بتقنة Adaptive Lasso

R-squared	Adjusted R-squared	F-statistic p-value
0.89941335	0.892383103	2.72298E-85

من جدول (3) يمكن ملاحظة ان النموذج المقدر بتقنية Adaptive Lasso هو معنوي وكما هو في قيمة p-value لاختبار F كما ان قيمة R^2 وقيمة adj. R^2 كبيرة اي ان النموذج يشرح نسبة كبيرة من تباين البيانات.

مجلة الغري للعلوم الاقتصادية والادارية
مجلد (22) عدد (2) 2026

جدول (4) يبين تقدير معلمات النموذج باستعمال الاسلوب البيزي لتقنية Adaptive Lasso

المتغير	التقدير	الخطأ_المعياري	قيمة_t	قيمة_p
(Intercept)	69.6716967	4.5285083	15.3851317	5.4226E-35
دعم أسري	-2.8272155	0.14412066	-19.617003	3.6384E-47
مستوى معيشية	-3.6893847	0.93906095	-3.9288022	0.012024
دافعية	-4.0655987	0.13128352	-30.968082	1.5099E-4
غيابات	0.0076086	0.12673192	11.1858843	1.5237E-22
معدل الطالب	-0.4810578	0.04698086	-10.239443	8.4754E-20
تعليم أب	0.000028	0.24205919	2.04069628	0.07269419
تعليم أم	-3.1932068	0.26050139	5.7416729	0.04922102
حجم أسرة	-0.0000013	0.14720346	-0.4527157	0.6512811
علاقات زملاء	-0.0592719	0.12923837	-0.4586245	0.64703925
رضا طالب	-0.1742656	0.14017561	-1.2431947	0.21536087
بيئة المدرسة	0.27858567	0.7114381	7.39158103	0.04581605
عمل الطالب	0.39079	0.71725899	8.5448381	0.038651751

من الجدول (4) يمكن ملاحظة ان النموذج المقدر بتقنية Adaptive Lasso يوضح أن الدعم الأسري والدافعية والتحصيل الدراسي تقلل من خطر التسرب (معاملات سالبة ومعنوية)، بينما الغيابات والمستوى المعيشي المنخفض تزيد من خطر التسرب (معاملات موجبة ومعنوية)..

جدول (5) يبين مؤشرات ملائمة نموذج الدراسة حسب الطريقة الاعتيادية (الكلاسيكية)

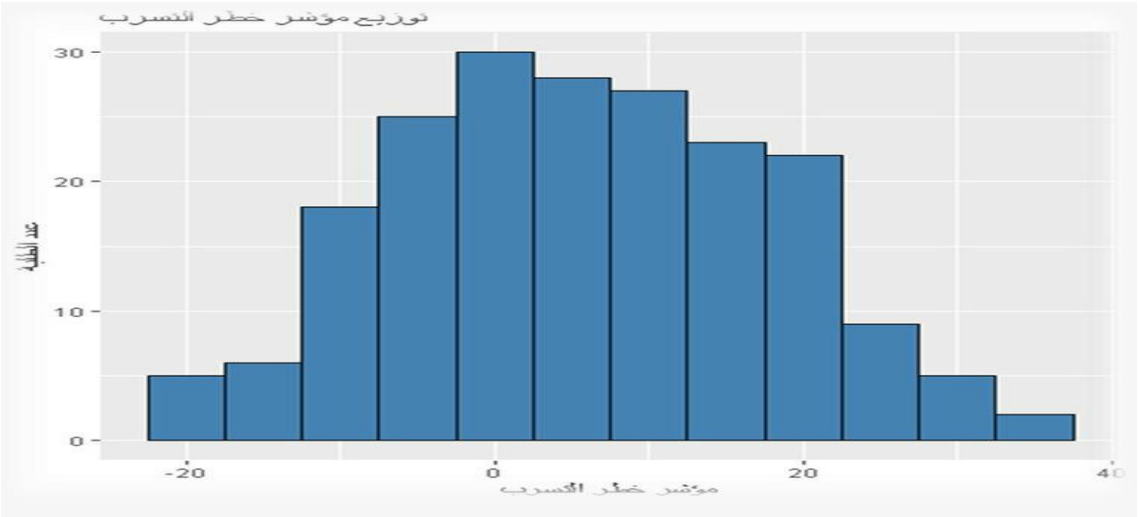
R-squared	Adjusted R-squared	F-statistic p-value
0.6004941	0.510383	1.98298E-77

مجلة الغري للعلوم الاقتصادية والادارية
مجلد (22) عدد (2) 2026

جدول (6) يبين تقدير معلمات النموذج باستعمال الطريقة الاعتيادية (الكلاسيكية)

المتغير	التقدير	الخطأ_المعياري	قيمة_t	قيمة_p
(Intercept)	70.7605965	6.6335073	11.4431231	8.2125E-15
دعم أسري	-1.4072257	1.03512192	-14.013119	0.0600754
مستوى معيشية	-0.8963411	1.04405087	-1.4989177	0.256019
دافعية	-2.2345476	0.13128352	-1.864015	0.0917723
غيابات	1.1132031	0.35972631	9.1053947	2.1223E-11
معدل الطالب	-0.2213531	0.24318012	-0.937111	0.0711113
تعليم أب	0.368907	0.34212775	1.157865	0.300345
تعليم أم	-2.5942161	0.188765	4.923445	0.02922102
حجم أسرة	-0.0207099	0.227689	-0.552977	0.7882213
علاقات زملاء	-0.0744563	0.36892	-0.5247831	0.3789943
رضا طالب	-0.1742656	0.14017561	-1.2431947	0.21536087
بيئة المدرسة	0.92877235	0.93789228	9.2987552	0.02956844
عمل الطالب	0.277845	2.2987659	10.478654	0.1439876

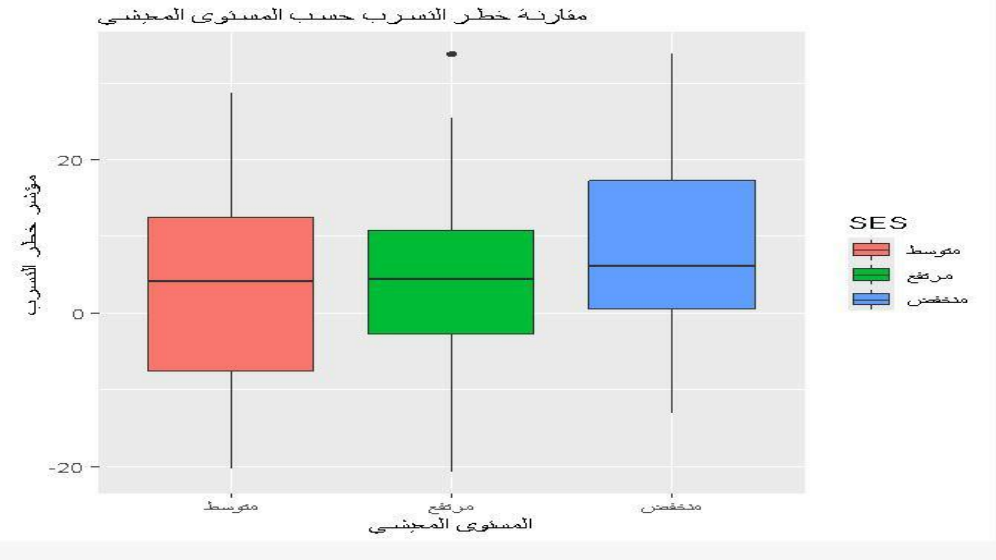
من جدول(5,6) يمكن ملاحظة انه بالرغم من النموذج المقدر بالطريقة الكلاسيكية اظهر معنوية احصائية من خلال اختبار F لكن نتائج هذه الطريقة اظهرت عدم معنوية العديد من المتغيرات في النموذج بالرغم من كونها مهمة الامر الذي يعكس ضعف قابلية النموذج على اختيار المتغيرات المهمة في النموذج. كذلك ان قيمة (R-squared, Adjusted R-squared) هي متوسطة الامر الذي يعكس المحدودية في التفسير مع ادخال المتغيرات دون انتقاء .



شكل(1) مخطط خطر تسرب الطلبة في عينة الدراسة

مجلة الغري للعلوم الاقتصادية والادارية
مجلد (22) عدد (2) 2026

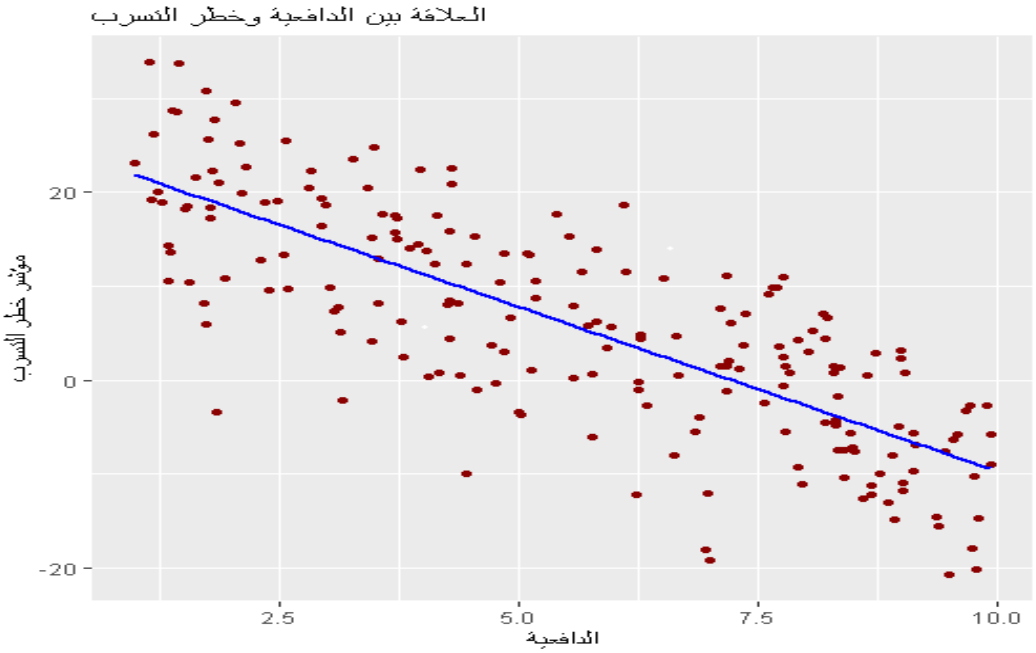
نلاحظ من الشكل ان الشكل العام يميل الى التوزيع الطبيعي مع وجود ميل موجب يعكس ان هناك عوامل تزيد من خطر التسرب (مثل المستوى المعيشي المنخفض وغيابات الطلبة).كما يمكن ملاحظة ان اغلب القيم تتجمع حول المتوسط اللامر الذي يعكس ان اغلب الطلبة في العينة لديهم مستوى متوسط لخطر التسرب . كذلك نلاحظ ان هناك بعض القيم تنتشر في اطراف التوزيع الامر الذي يعكس ان هناك عدد قليل من الطلبة هم في الوضع الامن بشكل كبير والاخر مقلق بشكل كبير.



شكل(2) مقارنة حطر التسرب حسب المستوى المعيشي

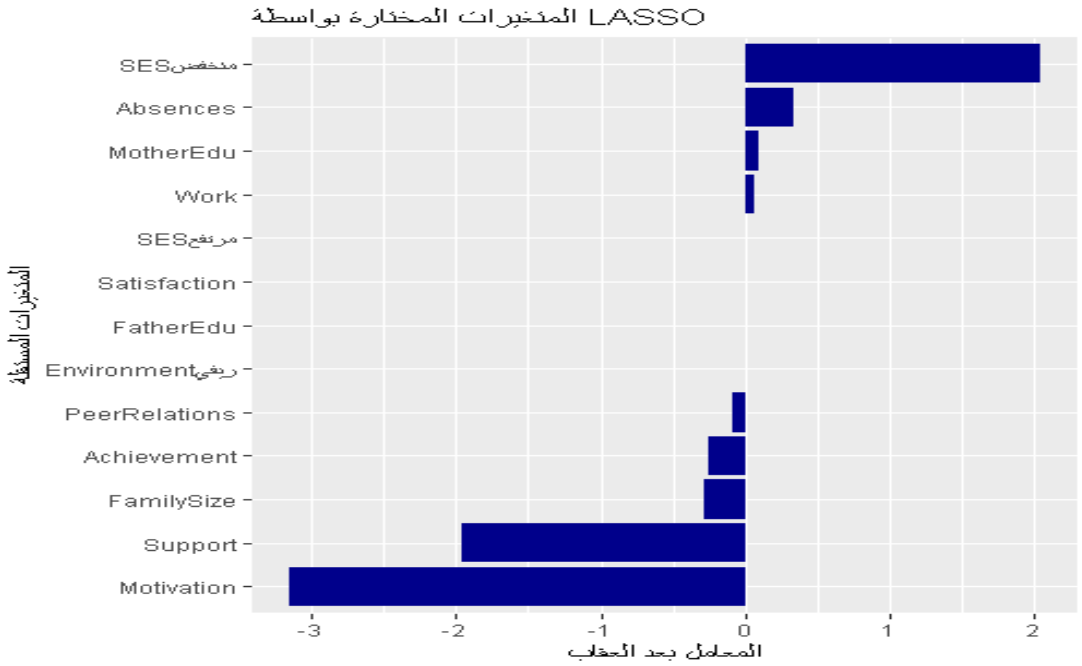
الشكل يوضح خطر التسرب حسب مستوى المعيشة ونلاحظ في الشكل ان الطلبة من ذوي المستوى المعيشي المنخفض هم الاكثر عرضة لخطر التسرب

مجلة الغري للعلوم الاقتصادية والادارية
مجلد (22) عدد (2) 2026



شكل(3) العلاقة بين الدافعية وخطر التسرب

الشكل يبين علاقة الدافعية وخطر التسرب فهناك اتجاه خطي سالب يبين العلاقة العكسية بين المتغيرين مما يعكس ان الدافعية عامل مؤثر بارز في خطر التسرب



شكل(4) المتغيرات المختارة المهمة حسب تقنية Adaptive Lasso

من الشكل (4) يمكن ملاحظة ان تقدير النموذج بتقنية Adaptive lasso كان لها دور في اختيار المتغيرات المهمة في النموذج واستبعاد المتغيرات الغير مهمة حيث ظهرت الدافعية

مجلة الغري للعلوم الاقتصادية والادارية
مجلد (22) عدد (2) 2026

(Motuvation) والدعم العائلي (Support) ومستوى المعيشة فضلا عن مستوى الم التعليمي كمتغيرات مهمة في النموذج كما اضهرت علاقة الزملاء وحجم الاسرة كمتغيرات ضعيفة او معدومة التاثير في ظاهرة التسرب .

4- الاستنتاجات والتوصيات:

4-1 الاستنتاجات:

1- اظهرت النتائج ان الدافعية ومستوى المعيشة وتشجيع الاسرة فضلا عن المستوى العلمي للام هي من اهم العوامل المؤثرة في خطر التسرب فكلما انخفض مستوى هذه العوامل زاد خطر التسرب كذلك فان عدد ايام الغياب ومعدل الطالب في السنة السابقة هي من العوامل التي لها تاثير معنوي في خطر التسرب , في حين ان حجم الاسرة وعلاقة الطالب مع زملائه فليس لها اثر معنوي في خطر التسرب.

2- من جانب اخر ان تقدير النموذج باستخدام الاسلوب البيزي لتقنية Adaptive Lasso كان له الدور الكبير في بناء نموذج تفسيري من خلال اختيار المتغيرات التوضيحية المهمة وتقليل اثر او حذف المتغيرات الاقل اهمية او الغير مهمة في النموذج.

4-2 التوصيات:

1- التركيز على الانشطة التربوية والتوجيهات التي من شانها رفع الدافعية لدى الطلبة كونها احد العوامل الرئيسية في معالجة مشكلة التسرب.

2- تبني سياسات هادفة للاهتمام بتحسين المستوى المعاشي للعوائل ذات المستوى المعاشي الضعيف.

3- متابعة حظور الطلبة وتبني اساليب للتدخل المبكر في حالات الغياب المتكرر عند الطلبة .

4- الاهتمام بثقافة وتعليم الام كونها النواة الاساسية للمجتمع ولما لها من اثر واضح في تطوير المجتمع وبناء جيل متعلم واعي.

5- اعتماد الاساليب الاحصائية الدقيقة مثل تقنية Adaptive Lasso في الدراسات المستقبلية من اجل الوصول الى بناء نماذج تفسيرية دقيقة.

References:

1. Alhamzawi, R., & Ali, H. T. M. (2018). The Bayesian adaptive lasso regression. Mathematical Biosciences, 303, 75–82.

مجلة الغري للعلوم الاقتصادية والادارية

مجلد (22) عدد (2) 2026

2. Alhamzawi, R., & Yu, K. (2012). Bayesian adaptive LASSO regression. *Contemporary Mathematics*, 574, 1–20.
3. Alhamzawi, R., Yu, K., & Benoit, D. F. (2011). Bayesian adaptive Lasso quantile regression. *Working Paper, Ghent University*.
4. Fan, J., & Li, R. (2001). Variable selection via nonconcave penalized likelihood and its oracle properties. *Journal of the American Statistical Association*, **96**(456), 1348–1360.
5. Gillariose, J., Joseph, J., & Chesneau, C. (2025). Lasso and Ridge regression: A comprehensive review of applications and developments in machine learning. *International Journal of Data Science and Analytics*, 12(3), 215–240.
6. Griffin, J. E., & Brown, P. J. (2011). Bayesian adaptive elastic net regression. *Computational Statistics & Data Analysis*, **55**(6), 2499–2511.
7. Hans, C. (2010). Bayesian LASSO regression. *Biometrika*, 97(4), 825–838
8. Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction* (2nd ed.). Springer.
9. Ibrahim, J. G., Chen, M. H., & Sinha, D. (2001). Bayesian survival analysis. *Springer Series in Statistics*. Springer.
10. Kyung, M., Gill, J., Ghosh, M., & Casella, G. (2010). Penalized regression, standard errors, and Bayesian LASSO. *Bayesian Analysis*, 5(2), 369–412.
11. Leng, C., Tran, M. N., & Nott, D. J. (2013). Bayesian adaptive lasso. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, **65**(1), 1–22.
12. Li, Q., & Lin, N. (2010). The Bayesian elastic net. *Bayesian Analysis*, 5(1), 151–170
13. Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012). Introduction to linear regression analysis (5th ed.). Wiley.
14. Park, T., & Casella, G. (2008). The Bayesian Lasso. *Journal of the American Statistical Association*, 103(482), 681–686
15. Tibshirani, R. (1996). *Regression Shrinkage and Selection via the Lasso*. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 58(1), 267–288.
16. Zou, H. (2006). The adaptive lasso and its oracle properties. Journal of the American Statistical Association, 101(476), 1418–1429.