إستعمال جزاء لاسو لتحديد اهم الخدمات المؤثرة في زيارة الاربعين

شروق عبد الرضا السباح
مهدي وهاب نصر الله
مريم صادق كاظم

كلية الادارة والاقتصاد / جامعة كربلاء
shorouq.a@uokerbala.edu.iq
maryaim.s@s.uokerbala.edu.iq
mehdi.wahab@uokerbala.edo.iq

المستخلص :

في هذا البحث تم استعمال طريقة احصائية دقيقة لتحديد مستوى الاهمية للعوامل المؤثرة في زيارة الاربعين وهي عدد من المتغيرات التي ممكن ان تؤثر على مستوى الخدمات المقدمة كمتغير معتمد خلال الزيارة الأربعينية وهي (X1 عدد سيارت الاسعاف و X2 المفارز الطبية و X3 المستشفيات الثابتة والمتنقلة و X4 الآليات و X5 باصات نقل الزائرين و X6 حاويات النفايات و X7 الكادر البشري الضيفي و X8 الوقود المتوفر و X9 محطات الطاقة الكهربائية المتنقلة X10 المواكب الحسينية. وتم التوصل الى تحديد اهمية المتغيرات بموجب طريقة جزاء لاسو البيزية حسب مستوى الاهمية للمتغيرات المؤثرة في الزيارة الاربعينية حيث نال المتغير X10 والذي يمثل اعداد المواكب الحسينية الأهمية القصوى بالمرتبة الاولى فقد سجل اعلى قيمة جزاء بلغت ٩٣٢٢ , ٣ يليه المتغير x7 الذي يمثل الكادر البشري الضيفي المستوى الثاني في الاهمية بقيمة جزاء بلغت ٣١١١ , ٣ بالمرتبة الثانية، وجاء المتغير x4 الآليات بالمرتبة الثالثة، ومن ثم المتغير x3 بالمرتبة الرابعة والذي يمثل المستشفيات الثابتة والمتحركة، ومن ثم المتغير x9 محطات الطاقة الكهربائية المتنقلة بالمرتبة الخامسة، والمتغير x8 توفر الوقود بالمرتبة السادسة، والمتغير x1 عدد سيارات الاسعاف بالمرتبة السابعة، والمتغير x2 المفارز المتنقلة بالمرتبة الثامنة.

الكلمات المفتاحية : جزاء لاسو – نظرية بيز – زيارة الاربعين– خدمات زيارة الاربعين– معلمة الجزاء

Using the lasso penalty to determine the most important services affecting the fourteen visits

Shorouk Abdel Reda Al-Sabbah

Mahdi Wahab Nasrallah

Maryam Sadiq Kazem

Abstract

In this research، the principle of the Pisi Lasso penalty and the usual Lasso penalty.were used as methods for organizing and selecting variables to determine the best of them. A number of variables have been taken into account that may affect the level

of services provided as an approved variable during the 40th visit: (X1 number of ambulances، X2 medical detachments، X3 pls hospitals، X4 mechanisms، X5 buses transporting visitors، X6 waste containers، X7 guest human staff، X8 available fuel،

X9 mobile electric power plants X10 Husseini processions) and reached that the way of punishment for the peso is better than the penalty method Lasso is contagious

because it recorded the lowest average error boxes and morale of the two models as shown by the calculated F value and the value of Sig. . . The two methods reduced only two separate variables، the x5 and the x6 variable، and made these variables highly unconseected as services provided during the 40th visit. We note that the penalty method of Lasso Albizi scored the lowest average foul boxes of the Lasso penalty method and that the Lasso penalty method and the penalty method of Lasso Albizi have reduced the same independent variables (X5، X6). The importance of the

variables was determined by the framework ...

Keywords: Lasso penalty - Bayesian theory - the forty visit - the services of the forty visit - the penalty parameter

مقدمة

تعد زيارة الاربعين من اهم الشعائر الحسينية التي حث عليها الرسول الكريم ﷺ واهل بيته عليهم السلام فقد جعلها مولانا الحسن بن علي العسكري عليه السلام من علامات المؤمن، اما بالنسبة للزيارة مشيا على الاقدام فقد وردت في روايات تدلل على استحباب هذا العمل، فعن الامام الحسن العسكري عليه السلام أنه قال: (علامات المؤمن خمس: صلاة إحدى وخمسين، وزيارة الأربعين، والتختم باليمين، وتعفير الجبين، والجهر ببسم الله الرحمن الرحيم).إقبال الأعمال:ص٥٨٩ وعنه المقتل للمقرم: ص٣٧١.

ويرى الباحثون أن الزيارة الاربعينية رمزاً ثورياً للتحرر من الظلم والطغيان، تجعل من الزائرين يشعرون بالأمان والقوة والاتصال مع الله، وتنمي لديهم القيم الانسانية كالتضحية والكرم والتسامح والمحبة والايثار في ما بينهم، والمحصلة لهذه الزيارة ان عملية المشي تتضمن العناصر والابعاد النفسية التي هي ممارسات تفاعلية وليس عملية جسمية صامته تعتمد على حركة الرجلين واليدين فقط، وعلى طول طريق مشي الزائرين الى الحسين عليه السلام يجدون خيرات أبا عبد الله عليه السلام موزعة على مناطق مختلفة فخدَمته يعملون على مدار (٢٤ ساعة) لإحياء هذه المناسبة العظيمة وتقديم الخدمات المتنوعة في جميع الجوانب التي تُشعر الزائر بالأمن والراحة والإطمئنان وحتى الخدمات الصحية والفكرية والدينية وارشاد التائهين وغيرها الكثير.

في بعض الاحيان يكون عدد المتغيرات المستقلة المؤثرة على المتغير المعتمد كبيرة وبعضها غير معروف ومترابطة فيما بينها فتنشأ مشكلة التعدد الخطي بين المتغيرات ويؤدي ذلك الى زيادة في تباين المقدرات وبالتالي دقة التنبؤ تكون غير مرضية، وكذلك من المهم في اي دراسة تطبيقية تحديد المتغيرات الاكثر اهمية والتي يمكن

ان سيتم تضمينها في الانموذج، لذلك لابد من البحث عن طرائق مهمتها اختيار عدد المتغيرات التوضيحية الاهم وبالتالي تقليص عدد معاملات الإنحدار والخروج بالانموذج الافضل الذي تكون لديه قوة تفسيرية وتنبؤية عالية جداً. فهنالك العديد من الدراسات والبحوث التي تناولت موضوع تقديرات معلمات انموذج الإنحدار، منها ١٩٩٦ اقترح (Tibshirani) [١٦] طريقة جديدة لتقدير معلمات النماذج الخطية اسماها LASSO وهي مختصرات Least Absolute Shrinkage and Selection Operator والتي تقلل من مجموع مربعات البواقي الخاضعة لمجموع القيمة المطلقة للمعاملات والتي تكون اقل من قيمة ثابتة، وبسبب طبيعة هذا القيد فانه يميل الى انتاج بعض المعاملات التي تساوي بالضبط صفر وبالتالي يعطي نماذج قابلة للتفسير، وباستخدام تجربة محاكاة توصل بان LASSO تتمتع بخصائص افضل من طريقة الخطوات المتسلسلة وطريقة إنحدار الحرف .

هدف البحث

يهدف هذا البحث الى استخدام مبدأ جزاء لاسو لمعرفة وتحديد اهم العوامل المؤثرة على خدمات الزائرين.

زيارة الأربعين

ان للزيارة الاربعينية خصوصية مستمدة من القرءان الكريم، والاحاديث النبوية الشريفة في حث المولين والمحبين لسيد الشهداء على زيارته في جميع الاوقات بشكل عام وفي زيارة الاربعين بشكل خاص لما لهذه الزيارة من اهمية في تثبيت مشاعر المحبة والولاء للإمام الحسين عليه السلام واستذكارا للآلام والمحن والمصائب التي حلت به وبأهل بيته الكرام عليهم السلام ابتداءً من رجوع السبايا من الشام الى العراق في العشرين من

صفر من أجل دفن الرأس الشريف مع الجسد، ولعل ما اسهم في تميز زيارة الاربعين وخصها بهذه الاهمية ما رواه زرارة عن الامام الصادق عليه السلام قال:(قال ابو عبد الله عليه السلام يا زرارة ان السماء بكت على الحسين اربعين صباحا بالدم، وان الارض بكت اربعين صباحا بالسواد، وان الشمس بكت اربعين صباحا بالكسوف والحمرة، وان الجبال تقطعت وانتشرت، وان البحار تفجرت، وان الملائكة بكت اربعين صباحا على الحسين) (المجلسي، ١٩٨٣، ص٢٠٦)

هذا فضلا عن ان ديمومة شعائر زيارة الاربعين ماهي الا صورا متكاملة متجددة لرسالة الإسلام، وهي اصوات المنادين بقيم ومبادئ الامام الحسين عليه السلام الممثلة لنواميس السماء وتباين الحق وسبل اتباعه التي عمل وسعى سلاطين الجور والطغيان على مر العصور في طمسها وتحريفها، فحركة العشق والتعطش المتولدة في نفوس زائري الامام الحسين عليه السلام هي في حقيقتها حالة من حالات العشق والحب للقيم والمبادئ التي حملها انبياء الله ورسله وسعى الامام الحسين عليه السلام لتثبيتها بتضحيته وثورته التي عبر عنه الامام الصادق عليه السلام بقوله: (وهل الدين الا الحب) (الريشهري، ص٥٠٣)

الموكب الحسيني هو عبارة عن التحرّك الجماهيري للأمّة بقيادة الإمام المعصوم أو نائبه في عصر الغيبة الكبرى من أجل تحقيق أهداف ثورة الإمام الحسين عليه السلام.

الخدمات التي تقدمها المواكب الحسينية خلال الزيارة الاربعينية:

- خدمات الطعام والشراب.
- الخدمات الصحية والدواء والعناية بالزائرين.
- الخدمات الفكرية والثقافية والتنموية والدينية.
- الخدمات الإعلامية ونقل اخبار الزائرين.
- خدمات النظافة ودورات المياه وتنظيف الشوارع.

وخدمات أخر كثيرة تصب كلها في خدمة الزائرين للخروج بنتائج تليق بصاحب المكان وزائريه .

جزاء لاسو: Lasso penalty

اكتشف طريقة الجزاء هذه من قبل الباحث روبرت تيبشراني Ropert Tibshirani عام (١٩٩٦) حيث قام بصياغة هذه الطريقة وقدم الكثير من الافكار حول ادائها[Pliskin]

لاسو اقل تقلص مطلق واختيار العامل، هي مختصرات للكلمات الانكليزية (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) ، وهي دالة جزاء لإنموذج الانحدار الخطي وهي طريقة لتقدير معلمات إنموذج الانحدار وكذلك لاختيار وتنظيم المتغيرات الداخلة في الإنموذج لزيادة الدقة التفسيرية لنماذج الانحدار المستخدمة في تحليل الظاهرة محل الدراسة من خلال عمليات ملائمة الإنموذج لاختيار مجموعة فرعية من المتغيرات المشتركة في الإنموذج النهائي بدلا من استخدامها كلها، ففي طريقة لاسو يتم تصغير مجموع مربعات الاخـــطاء

مجلة علمية محكمة نصف سنوية
c-karbala.com
المجلد الاول ، السنة الاولى ، الملحق (١)

العشوائية لاعـــلى حد من مجموع القيم المطلقة لمعاملات إنموذج الانحدار

صممت LASSO اصلاً لنماذج المربعات الصغرى LEAST SQUARES MODELS، حيث تكشف LASSO عن كمية كبيرة من سلوك المقدر عن طريق معامل لاسو او ما يسمى بالعتبة الناعمة SOFT THRESHOLDING بما في ذلك علاقة مقدر لاسو مع مقدر بانحدار الحرف RIDGE REGRESSION ومقدر افضل اختيار مجموعة جزئية من المتغيرات BEST SUBSET SELECTION والتي تماثل طريقة الخطوات المتسلسلة STEPWISE SELECTION ، ويكشف ايضاً (كما في الانحدار الخطي) انه لايجب ان تكون تقديرات معامل لاسو فريدة (وحيدة) اذا كانت المتغيرات المستقلة تعاني من مشكلة التعدد الخطي . وان طريقة لاسو لها القدرة على اختيار مجموعة جزئية تعتمد على صيغة القيد، وعلى الرغم من انه تم تعريف لاسو للمربعات الصغرى الا انه يمكن بسهولة استعمال طريقة لاسو في مجموعة واسعة في كثير من النماذج الاحصائية منها النماذج الخطية المعممة ومعاملات التقدير المعممة ونماذج المخاطر النسبية ومقدرات، ويمكن ان تستعمل لاسو في كثير من المجالات مثل الهندسة والاحصاءات البيزية والتحليل المحدب.

قبل طريقة انحدار لاسو كانت الطريقة الاكثر استخداماً لاختيار المتغيرات المستقلة التي يتم تضمينها ضمن الإنموذج هي طريقة الاختيار المتسلسل STEPWISE SELECTION والتي تعمل على تحسين دقة الإنموذج في حالات معينة خاصة عندما يكون لبعض المتغيرات المستقلة علاقة قوية بمتغير الاستجابة، والذي يجعل التنبؤ غير دقيق، فضلاً طريقة انحدار الحرف RIDGE REGRESSION الاكثر شعبية التي تستعمل لتحسين دقة التنبؤ للإنموذج الانحدار . فهو يعمل على تحسين خطأ التنبؤ عن طريق تقليص معاملات الانحدار الكبيرة من اجل تقليل التكرار ولكنه لايقوم

بالاختيار المشترك وبالتالي لايساعد على جعل الإنموذج اكثر قابلية على التفسير. بينما لاسو يستطيع تحقيق كلا هذين الهدفين عن طريق جعل مجموعة القيم المطلقة لمعاملات الانحدار لها مقادير اقل من قيمة ثابتة، مما يُجبِر بعض المعاملات لتكون مساوية للصفر، مع اختيار إنموذج ابسط لايتضمن تلك المعاملات [١١].

مبدأ جزاء لاسو: LASSO Penalty Principle

ان مبدأ طريقة جزاء لاسو هو تصغير مجموع مربعات البواقي وفقاً الى قيد يمثل المجموع المطلق للمعاملات والتي تكون اصغر من ثابت معين، اذ يضع لاسو قيداً على مجموع القيم المطلقة لمعاملات الإنموذج Coefficients ، بحيث يجب ان يكون المجموع اقل من قيمة ثابتة (الحد الاعلى) من اجل القيام بذلك تطبق لاسو عملية التقلص (تنظيم) اذ انها تعاقب معاملات الانحدار وتقلص بعضها الى الصفر، واثناء عملية اختيار المتغيرات سيتم تحديد المتغيرات التي تحتوي على رمز غير صفري بعد عملية التقلص وستكون جزءاً من الإنموذج والهدف من هذه العملية هو تقليل خطأ التنبؤ .

ان في طريقة لاسو توجد معلمة ضبط (تسوية) هي التي تتحكم في قوة معاقبة(جزاء) معاملات الانحدار وتحتل اهمية كبيرة في ذلك فعندما تكون معلمة الضبط كبيرة بشكل كافي تضطر المعاملات الى ان تكون مساوية للصفر، وهذه مقيدة في تقليل المتغيرات في الإنموذج، اي بمعنى كلما كانت قيمة معلمة الضبط كبيرة معناه عدد اكبر من المعاملات المساوية للصفر. واذا كانت معلمة الضبط مساوية للصفر، سنحصل على انحدار المربعات الصغرى الاعتيادية OLS Regression ..

صيغة جزاء لاسو: LASSO penalty Formula

تم تقدير معلمات انحدار لاسو طبقاً لمبدأ المربعات الصغرى من الصيغة الاساسية كالاتي :

ليكن لدينا عينة مؤلفة من N حالات كل حالة مؤلفة من P من المتغيرات المستقلة ومتغير متعمد واحد yi , وليكن $\underline{x}$ يمثل متجه المتغيرات المستقلة للحالة j^{th} ، فيكون هدف انحدار لاسو هو حل المعادلة الاتية :

$$min\{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} (yi - \beta_0 - {x_i}^T\beta)^2\} \text{ Subject to } \sum_{j=1}^{p} |\beta_j| \leq t \quad [12]$$

... (1)

اذا ان:

t : تمثل معلمة حرة تحدد مسبقاً والتي تعيين مقدار التسوية(التقليص).

X: مصفوفة المتغيرات المستقلة.

$X_{ij} = (x_i)_j$ وان

وان ${x_i}^T$ هي الصف j^{th} من المصفوفة X

فيمكن كتابة صيغة لاسو بالشكل الاتي :

$$\{\frac{1}{N} ||y - \beta_0 I_N - X\beta||_2^2\} \quad \text{Subject to } ||\beta|| \leq t$$

...(2)

اذا ان:

$||\beta||_p = (\sum_{i=1}^{N} |\beta_i|^p)^{1/p}$ هو الطول القياسي l^p وان I_N متجه الواحدات (1Nx) .

يرمز $\underline{x}$ للمتوسط القياسي لنقاط البيانات x_i و $\underline{y}$ متوسط المتغير المعتمد(متغير الاستجابة y_i) والتقدير β اذا ان : $\beta_0 = \underline{y} - \underline{x_i}^T$

$$= yi - \left(\underline{y} - {x_i}^T \beta\right) - {x_i}^T\beta = \left(yi - \underline{y}\right) - (x_i - yi - \beta_0 - {x_i}^T\beta \underline{x})^T\beta$$

وبالتالي فانه من الطبيعي العمل مع المتغيرات التي تم جعلها مركزية (جعل متوسطها يساوي صفر) اضافة الى المتغيرات المستقلة تكون معيارية مثالية

Typically standardizes $\sum_{i=1}^{N} {x_i}^2 = 1$.

ويمكن اعادة كتابة الصيغة (٢-٦) بالشكل الاتي :

$$\{\frac{1}{N} ||y - X\beta||_2^2\} \quad \text{Subject to } ||\beta||_1 \leq t$$

...(3)

ويكون بصيغة مضاعف لاكرانج كالاتي:

$$\{\frac{1}{N} ||y - X\beta||_2^2 + \lambda||\beta||_1\}$$

...(4)

λ هي المعلمة التي تتحكم في قوة الجزاء (العقوبة) على معلمات الانحدار .[14] [2] [19]

جزاء لاسو البيزي: Bayesian Lasso penalty

تفترض نظرية بيز أن المعلمة (المعلمات) غير المعروفة والمراد تقديرها متغيرات عشوائية وان هنالك معلومات مسبقة عنها (اولية) تصاغ تلك المعلومات على شكل توزيع احتمالي يعرف بدالة الكثافة الاحتمالية الاولية إذ يتم التعرف على هذه المعلومات من بيانات وتجارب سابقة او من النظرية التي تحكم الظاهرة . وايضاً تعتمد نظرية بيز على المعلومات الحالية للعينة التي يمكن ان تمثل بدالة الامكان الخاصة بالمشاهدات . وبدمج دالة الكثافة الاحتمالية للمعلمات مع دالة الامكان الاعظم للمشاهدات الحالية نحصل على التوزيع الاحتمالي اللاحقPosterior والذي عن طريقه وتحت دالة خسارة معينة نستخرج تقديرات بيز.

ان طريقة لاسو التي قدمها Tibshirani **(1996)** لاختيار المتغيرات (تقليصها) في آن واحد واختيا
انموذج الانحدار المناسب من مجموعة من نماذج الانحدار تعد من الطرائق الشائعة في نماذج الانحدا
الخطية الذي تاخذ الصيغة الآتية :

$$\nu = \mu + X\beta + e$$

اذ أن:

μ متجه الاستجابة 1nx والذي يمثل المتوسط العام للاستجابات

X مصفوفة المتغيرات المستقلة nxp

$\beta = (\beta_1, \dots, \beta_p)'$ متجه معاملات الانحدار التي سيتم تقديرها

e متجه الاخطاء العشوائية التي تتوزع توزيع طبيعي مستقل بمتوسط صفر وتباين مجهول σ^2

ان تقدير لاسو يقلل من مجموع مربعات البواقي نسبة الى حد معين t ضمن المعيار L1 (القيمة المطلقة
, ولقيم t الاقل من المعيارL١ لتقدير المربعات الصغرى الاعتيادية للـ β فأن تقديرات لاسو يمكر
ان توصف كحل للصيغة الآتية :

$$(\tilde{y} - X\beta)'(\tilde{y} - X\beta) + \lambda \sum_{j=1}^{p} |\beta_j| \quad \dots (5)$$

اذ أن :

$\tilde{y}$ متجه الاستجابة القياسي $\tilde{y} = y - \underline{y}$

λ معلمة الجزاء المرتبطة بالحد t

وبما ان دالة الكثافة الاحتمالية للتوزيع الاسي المزدوج كخليط في توزيعات طبيعية تقاس كالاتي :

$$y\backslash \mu, X, \beta, \sigma^2 \sim N_n(\ \mu I_n + X\beta, \sigma^2 I_n)$$

$$\beta\backslash \tau_1^2, \dots\dots, \tau_p^2 \sim N_n(\ 0_p + \sigma^2 D_r)\ \ ;\ D_r = diag(\tau_1^2, \dots\dots, \tau_p^2) \quad (7)$$

$$\tau_1^2, \dots\dots, \tau_p^2 \sim \sum_{j=1}^{p} \quad \frac{\lambda^2}{2} e^{-\frac{\lambda^2 \tau_j^2}{2}} d\tau_j^2 \quad ;\ \tau_1^2, \dots\dots, \tau_p^2 > 0$$

$$\sigma^2 \sim \pi(\sigma^2) d\sigma^2$$

وأن $\tau_1^2, \dots\dots, \tau_p^2$ و σ^2 مستقلان

وبعد اجراء التكامل نسبة لـ $\tau_1^2, \dots\dots, \tau_p^2$ فأن التوزيع الشرطي الاولي لـ β سياخذ الشكل الآتي :

$$\pi(\beta\backslash \sigma^2) = \prod_{j=1}^{p} \quad \frac{\lambda}{2\sqrt{\sigma^2}} e^{-\lambda|\beta_j|/\sqrt{\sigma^2}} \dots(8)$$

(Park & Casella 2008) اقترحا بان صيغة لاسو يمكن ان تشير الى توزيع لاحق بيزي عندما تكون المعلمة β_j لها توزيعات أولية (سابقة) أسية مزدوجة (Laplace) اذا استبدلت في الانموذج (١) الاتي :

$$\beta\backslash \tau_1^2, \dots\dots, \tau_p^2 \sim N_n(\ 0_p + \sigma^2 D_r)\ \ ;\ D_r = diag(\tau_1^2, \dots\dots, \tau_p^2)$$

فان التوزيع الاولي لـ β سيكون كالآتي:

$$\pi(\beta) = \prod_{j=1}^{p} \quad \frac{\lambda}{2} e^{-\lambda|\beta_j|} \dots(9)$$

اذا أن β مستقلة (غير مشروطة) بـ σ^2

σ^2 لـ اولي كتوزيع $Typical\ inverse\ Gamma$ القياسي كاما معكوس توزيع وباستعمال كالاتي :

$$\pi(\sigma^2) = \frac{\gamma^a}{\Gamma(a)} (\sigma^2)^{-a-1} e^{-\frac{\gamma}{\sigma^2}}\ \ ;\ \sigma^2 > 0 \quad (a > 0, \gamma > 0) \dots(10)$$

وأن دالة الكثافة الاحتمالية المشتركة تكون كالآتي:

مجلة علمية محكمة نصف سنوية
c-karbala.com
المجلد الاول , السنة الاولى , الملحق (١)

$$f(y\backslash \mu,\beta,\sigma^2)\pi(\sigma^2)\pi(\mu)\prod_{j=1}^{p}\ \pi(\beta_j\backslash \tau_j^2,\sigma^2)\pi(\tau_j^2)$$

$$=\frac{1}{2\pi^{\frac{n}{2}}}\ e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(y-\mu I_n-X\beta)'(y-\mu I_n-X\beta)}x\frac{\gamma^a}{\Gamma(a)}(\sigma^2)^{-a-1}e^{-\frac{\gamma}{\sigma^2}}x\frac{1}{(2\pi\sigma^2\tau_j^2)^{\frac{1}{2}}}\ e^{-\frac{1}{2\sigma^2\tau_j^2}\beta_j^2}\frac{\lambda^2}{2}e^{-\lambda^2\tau_j^2/2}$$

والآن باعتبار $\underline{y}$ معدل عناصر y , و بسبب ان اعمدة X اصبحت قياسية فان:

$$(y-\mu I_n-X\beta)'(y-\mu I_n-X\beta)$$
$$=\left(\underline{y}-\mu I_n\right)'\left(\underline{y}-\mu I_n\right)+(\tilde{y}-X\beta)'(\tilde{y}-X\beta)$$

$$=n\left(\underline{y}-\mu\right)^2+(\tilde{y}-X\beta)'(\tilde{y}-X\beta)$$

فأن التوزيع الشرطي الكامل للـ μ هو توزيع طبيعي بمتوسط $\underline{y}$ وتباين $\frac{\sigma^2}{n}$.

وبالمكاملة نسبة الى μ نحصل على الدالة الحدية كالاتي:

$$\frac{1}{(\sigma^2)^{\frac{n-1}{2}}}\ e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(\tilde{y}-X\beta)'(\tilde{y}-X\beta)}(\sigma^2)^{-a-1}e^{-\frac{\gamma}{\sigma^2}}x\prod_{j=1}^{p}\quad\frac{1}{(\sigma^2\tau_j^2)^{\frac{1}{2}}}\ e^{-\frac{1}{2\sigma^2\tau_j^2}\beta_j^2}\frac{\lambda^2}{2}e^{-\lambda^2\tau_j^2/2}$$
.....(11)

وكما نلاحظ ان الدالة **(5)** تعتمد على y فقط من خلال $\tilde{y}$. وما يزال ارتباط المعلمات لاخرى غير متاثر وهكذا نستطيع الحصول على عينات *Gibbs* للـ β و σ^2 و $\tau_1^2,\dots\dots,\tau_p^2$ بالاستناد على دالة الكثافة السابقة

وبما ان التوزيع الشرطي الكامل لـ β هو توزيع طبيعي متعدد المتغيرات : والاس الذي يتضمن β هو :

$$-\frac{1}{2\sigma^2}(\tilde{y}-X\beta)'(\tilde{y}-X\beta)--\frac{1}{2\sigma^2}\beta'D_\tau^{-1}\beta$$
$$=-\frac{1}{2\sigma^2}\{\beta'(X'X+D_\tau^{-1})\beta-2\tilde{y}'X\beta+\tilde{y}'\tilde{y}\}$$

وليكن $A=X'X+D_\tau^{-1}$ واكمال المربع لما بين الاقواس ينتج :

$$\beta' A\beta - 2\tilde{y}' X\beta + \tilde{y}'\tilde{y} = (\beta - A^{-1}X'\tilde{y})' A(\beta - A^{-1}X'\tilde{y}) + \tilde{y}'(I_n - XA^{-1}X')\tilde{y}$$

اذاً β له توزيع شرطي طبيعي بمتوسط $A^{-1}X'\tilde{y}$ وتباين $\sigma^2 A^{-1}$

وان التوزيع الشرطي الكامل لـ σ^2 هو معكوس كاما كالاتي :

$$(\sigma^2)^{-\frac{n-1}{2}-p/2-a-1}\, exp\{-\frac{1}{2\sigma^2}(\tilde{y} - X\beta)'(\tilde{y} - X\beta)/2 + \beta' D_\tau^{-1}\beta/2 + \gamma)\}$$

و معلمة قياس $-\frac{n-1}{2} - p/2 - a - 1$ له توزيع معكوس كاما بمعملة شكل σ^2 اذاً

$$(\tilde{y} - X\beta)'(\tilde{y} - X\beta)/2 + \beta' D_\tau^{-1}\beta/2 + \gamma)$$

ولكل $j=1,\ldots,p$ فان الجزء الذي يتضمن τ_j^2 من التوزيع المشترك هي :

$$\tau_j^{2\,-\frac{1}{2}} exp\{-\frac{1}{2}\beta_j^2/\sigma^2/\tau_j^3 \pm \lambda^2\tau_j^2)\}$$

فأن التوزيع اللاحق المشترك لـ β و σ^2 في ظل التوزيعات الاولية **(2)** و **(3)** يكون كالاتي :

$$\pi(\beta, \sigma^2 \backslash y) = \frac{\pi(\beta).\pi(\sigma^2).l(\beta,\sigma^2 \backslash y)}{\iint \pi(\beta).\pi(\sigma^2).l(\beta,\sigma^2 \backslash y) d\beta d\sigma^2} \quad \ldots (12)$$

وبعد التعويض في الصيغة **2-33** فان التوزيع اللاحق يكون بالشكل الاتي :

$$(\sigma^2)^{-(n+p-1)/2-a-1}\, exp\{-\frac{1}{2\sigma^2}(\tilde{y} - X\beta)'(\tilde{y} - X\beta)/2 + + \gamma) - \frac{\lambda}{\sqrt{\sigma^2}}\sum_{j=1}^{p} \quad |\beta_j|\}. \quad (13)$$

ان شكل دالة الكثافة الاحتمالية **(6)** تشير الى انه من الآمن ان نضع a**=0** لافتراض ان البيانات ليس لها خطية (بعبارة اخرى $\tilde{y}$ ليست في فضاء متعامد لـ X وايضا ليكن $\gamma = 0$ وهذا مقابل لاستعمال توزيع اولي ثابت القياس غير معلوماتي $\frac{1}{\sigma^2}$ **عند** σ^2 , ونلاحظ ان تغير وحدة واحدة من قياس $\tilde{y}$ لايتطلب اي تغيير في λ لغرض انتاج حل بيزي متوازن (المصفوفة X هي واحدة لقابليتها للقياس) .

مجلة علمية محكمة نصف سنوية
c-karbala.com
المجلد الاول , السنة الاولى , الملحق (١)

وباستعمال خوارزمية تعظيم التوقع **(EM)** يمكن الحصول على تقديرات معلمات انحدار لاسو البيزي من خلال تطبيق الخوارزمية على المعادلة رقم **(13)** كالاتي :

ان المعلمة λ لها دالة امكان والتي عند تعظيمها للحصول على تقدير بيز التجريبي . *Casella*(2001) , اقترحت خوارزمية تعظيم التوقع *EM* عن طريق محاكاة مونت-كارلو التي تنفذ باستعمال معاينة جبس *Gibbs sampler* للاسو البيزي وحسب الخطوات الآتية :

١) في التكرار الاول *K*=0 نختار قيمة اولية للـ $\lambda^{(0)}$

٢) توليد عينة من التوزيعات اللاحقة للـ β و σ^2 و $\tau_1^2, \dots \dots, \tau_p^2$ باستعمال معاينة *Gibbs*

٣) نكرر استعمال λ في التكرار $\lambda^{(k)}$

٤) خطوة ايجاد التوقع : تقرب دالة الامكان المتوقعة (للبيانات الكاملة) للـ λ بتعويض المعدلات المستندة الى معاينة جبس في الخطوة**(3)** نسبة لمعلمات الدالة β و σ^2 و $\tau_1^2, \dots \dots, \tau_p^2$

٥) خطوة التعظيم : عند التكرار $\lambda^{(k+1)}$ تكون قيمة λ التي تعظم توقع دالة اللوغاريتيم في الخطوة السابقة .

٦) العودة للخطوة (٢) وتكرار نفس الاجراءات لحين الحصول على التقارب المطلوب بين كل تقدير وقبله وان *Log Likelihood* تكون كالآتي :

$$-\left(\frac{n+p-1}{2}+a+1\right) ln\,(\sigma^2)\; -\frac{1}{2\sigma^2}(\tilde{y}-X\beta)'(\tilde{y}-X\beta)/2+\;+\gamma)+$$
$$\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{p} \quad ln\; ln\,(\tau_p^2)\; -\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{p} \quad \frac{1}{\sigma^2\tau_j^2}\beta_j^2 + pln(\lambda^2) -$$
$$\frac{\lambda^2}{2}\sum_{j=1}^{p} \quad \tau_j^2 \quad \dots\dots (14)$$

الخطوة (٤) من التكرار *K* تتضمن اخذ القيم المتوقعة لدالة لوغاريتيم الامكان الشرطية على $\tilde{y}$ في كل تكرار $\lambda^{(k)}$ للحصول على تكرار خوارزمية تعظيم التوقع كالاتي :

$$\lambda^{(k+1)} = \sqrt{\frac{2P}{\sum_{j=1}^{p} \quad E_{\lambda^{(k)}}[\tau_j^2/\tilde{y}]}}$$

والتوقعات الشرطية يجب ان تستبدل بالمعادلات المستخرجة من معاينة Gibbs .

الجانب العملي :

تم الاخذ بنظر الاعتبار عدد من المتغيرات التي ممكن ان تؤثر على مستوى الخدمات المقدمة كمتغير معتمد خلال الزيارة الأربعينية وهي (X1 عدد سيارت الاسعاف و X2 المفارز الطبية و X3 المستشفيات الثابتة والمتنقلة و X4 الآليات و X5 باصات نقل الزائرين و X6 حاويات النفايات و X7 الكادر البشري الضيفي و X8 الوقود المتوفر و X9 محطات الطاقة الكهربائية المتنقلة X10 المواكب الحسينية) . والتي اخذت من النشرات الاحصائية السنوية لمركز كربلاء للبحوث والدراسات كما في جدول (١) وبتطبيق طريق جزاء لاسو وجزاء لاسو البيزي

جدول(١) المعلومات المقدرة باستعمال طريقة جزاء لاسو وطريقة جزاء لاسو البيزي وقيمة t لكل طريقة ومعلمة الجزاء التفسيرية

Variable	LASSO ()	value-t	Penalty	BLASSO ()	value-t	Penalty	Important
x1	1.57689	13.5697	1.9971	1.2344	17.3556	1.9075	7
x2	0.78966	8.78543	0.1225	0.2556	9.46444	0.1123	8
x3	4.78666	22.4366	2.0071	5.9077	25.8966	2.1078	4
x4	5.7886	31.3688	2.9999	5.5565	32.4642	2.9766	3
x5	0.00000	0.00000	0	0.00000	0.00000	0	Important No

x6	0.00000	0.00000	0	0.00000	0.00000	0	Important No
x7	8.79565	56.7854	3.6546	9.79664	58.7755	3.3111	2
x8	2.56444	12.4666	0.9999	4.67544	16.5376	0.9972	6
x9	4.56444	11.4444	2.0182	6.44442	12.3364	2.0072	5
X10	9.78654	55.6755	3.9907	10.5633	60.5644	3.9322	1
Indicators	2.8096 =MSE	79.434=F 0.00001 .Sig		1.3433=MSE	146.234=F 0.0000 .Sig		

مناقشة النتائج :

نلاحظ من جدول (١) ان طريقة جزاء لاسو البيزي افضل من طريقة جزاء لاسو العتيادية لانها سجلت اقل متوسط مربعات خطأ ومعنوية الانموذجين كما هو مبين من قيمة F المحسوبة وقيمة Sig. . وان الطريقتين قلصت متغيرين مستقلين فقط هما المتغير x5 والمتغير x6 وجعلت هذين المتغيرين غير مهمين بدرجة عالية كخدمات مقدمة خلال زيارة الأربعين . ونلاحظ بان طريقة جزاء لاسو البيزي سجلت اقل متوسط مربعات خطأ من طريقة جزاء لاسو وان طريقة جزاء لاسو وطريقة جزاء لاسو البيزي قد قلصت نفس المتغيرات المستقلة وهي (X5، X6). وتم تحديد اهمية المتغيرات بموجب الطريقة الافضل وهي طريقة جزاء لاسو البيزية حسب مستوى

الاهمية للمتغيرات المؤثرة في الزيارة الاربعينية حيث نال المتغير x10 والذي يمثل اعداد المواكب الحسينية الأهمية القصوى بالمرتبة الاولى فقد سجل اعلى قيمة جزاء بلغت ٩٣٢٢ , ٣ يليه المتغير x7 الذي يمثل الكادر البشري الضيفي المستوى الثاني في الاهمية بقيمة جزاء بلغت ٣١١١ , ٣ بالمرتبة الثانية، وجاء المتغير x4 الآليات بالمرتبة الثالثة، ومن ثم المتغير x3 بالمرتبة الرابعة والذي يمثل المستشفيات الثابتة والمتحركة، ومن ثم المتغير x9 محطات الطاقة الكهربائية المتنقلة بالمرتبة الخامسة، والمتغير x8 توفر الوقود بالمرتبة السادسة، والمتغير x1 عدد سيارات الاسعاف بالمرتبة السابعة، والمتغير x2 المفارز المتنقلة بالمرتبة الثامنة.

الاستنتاجات

١ – طريقة جزاء لاسو البيزي افضل من طريقة جزاء لاسو الاعتيادية لانها سجلت اقل متوسط مربعات خطأ

٣– استبعدت الطريقتين متغيرين مستقلين فقط هما المتغير x5 الذي يمثل باصات نقل الزائرين والمتغير x6 والذي يمثل حاويات النفايات.

٤–تم تحديد اهمية المتغيرات بموجب الطريقة الافضل وهي طريقة جزاء لاسو البيزية حسب مستوى الاهمية للمتغيرات المؤثرة في الزيارة الاربعينية.

٤ – نال المتغير x10 والذي يمثل اعداد المواكب الحسينية الأهمية القصوى بالمرتبة الأولى.

٥ – سجل المتغير x7 الذي يمثل الكادر البشري الضيفي المستوى الثاني في مستوى الاهمية حسب الطريقة المستعملة في التقدير.

٦ – سجل المتغير x4 الآليات بالمرتبة الثالثة

٧- سجل المتغير x3 بالمرتبة الرابعة والذي يمثل المستشفيات الثابتة والمتحركة .

٨- سجل المتغير x9 محطات الطاقة الكهربائية المتنقلة بالمرتبة الخامسة

٩- سجل المتغير x8 توفر الوقود بالمرتبة السادسة

١٠- سجل المتغير x1 عدد سيارات الاسعاف بالمرتبة السابعة، واخيراً المتغير x٢ المفارز المتنقلة بالمرتبة الثامنة.

التوصيات

١- نوصي الجهات ذات العلاقة بايلاء اهمية كبيرة بالمواكب الحسينية وتقديم الدعم الكافي لها كوناها حققت اكثر المتغيرات اهمية من باقي المتغيرات عدم اهمال اي من المتغيرات الاخرى كونها جميعها لها تاثير معنوي على الزيارة الاربعينية. وذلك بسبب ان المواكب الحسينية تقدم الدعم المعنوي واللوجستي للزائرين خلال زيارة الاربعين بايواء الزائرين واطعامهم وتوفير المستلزمات الطبية والفنية لهم.

٢- ضرورة تكثيف حملات الوعي الثقافي والنظافة بالتعاون مع أصحاب المواكب وتوجيه الزائرين من خلال الوسائط الإعلامية.

٣- ضرورة تثقيف الزائرين بالشعائر الحسينية، لما لهذه الزيارة من أثر رئيس في بناء المجتمع الموالي لأهل البيت عليهم السلام.

المصادر :-

١. العتبة العباسية المقدسة / مؤشرات الرضا عن الخدمات المقدمة للزائرين في موسم الأربعين للامام الحسين عليه السلام.

٢. الدكتور مصطفى عزيزي / الابعاد العقدية في مضامين الزيارة الاربعينية/ ص١٢ .

٣. دبدوب،مروان عبد العزيز . (١٩٩٨) (تقويم بعض طرائق التعرف على العلاقة الخطية في نماذج الانحدار)،جامعة الموصل،مجلة الرافدين،٢٠، ٥٣، ص : ٣٥٣-٣٦٠ .

٤. عبودي،عماد حازم،علي،حميد يوسف،(٢٠١٧)،(مقارنة مقدري Hurber Lasso و Hurber Elastic Net باستخدام المحاكاة)،مجلة الكوت للعلوم الاقتصادية والادارية،العدد (٢٨)،الجزء الاول،بحث مستل من اطروحة دكتوراه .

٥. المجلسي،محمد باقر . بحار الانوار الجامعة لدرر اخبار الائمة الاطهار،ط٢،دار الكتب الاسلامية،ج١٩٨٣،٤٥

٦. الريشهري، محمد، ميزان الحكمة، ج١ http://shiaonlinelibrary.com

7. Al-Hassan ,Yazid M., (2010) , " Performance of a new ridge regression estimator" , Journal of the Association of Arab Universities for Basic and Applied Sciences , 9, 23–26 .

8. Ali , Sadig Mohommed BAGER, (2018) , " Ridge Regression for Addressing of the Multicollinearity Problem with Application in Cost of Production" , 3rd Central & Eastern European LUMEN International Conference New Approaches in Social and Humanistic Sciences | NASHS 2017| Chisinau, Republic of Moldova | June 8-10, 2017, 57-63.

9. ALKHAMISI M. A. , SHUKUR G., (2007) , " A Monte Carlo Study of Recent Ridge Parameters " , Communications in Statistics—Simulation and

Computation, Taylor & Francis, 36: 535–547.

10. C. Montgomery, Douglas; A. Peck, Elizabeth; Vinining G. Geoffery , (1982). "Introduction to linear regression analysis" , Fifth Edition, A JOHN WILEY & SONS, INC., PUBLICATION.

11. E. Hoerl, Arthur. and W. Kennard, Robert, (1976)."Ridge regression: iterative estimation of the biasing parameters", commun. Statist.A5, 77-88 .

12. Fonti Valeria, (2017) , " Feature Selection using LASSO" , Research Paper in Business Analytics, VU Amsterdam .

13. Fujino ,Yuri, Murata, Hiroshi, Mayama, Chihiro Asaoka, Ryo , (2018) , " Applying ‘‘Lasso’’ Regression to Predict Future Visual Field Progression in Glaucoma Patients" , The Association for Research in Vision and Ophthalmology, Inc, 2334- 2339.

14. Hans ,Christ , (2009) , " Bayesian lasso regression" , Biometrika ,96, 4, Biometrika Trustpp. 835–845 .

15. Hoerl, Arthur .E. and Kennard, Robert W., (1970a)."Ridge regression: Biased estimation for non-orthogonal Problems", T Econometrics Journal , Vol.12, No.1,55-67.

16. Hoerl, Arthur .E. and Kennard, Robert W., (1970b)."Ridge regression: Applications to Non-Orthogonal Problems, ", T Econometrics Journal, Vol.12, No.1,69-82.

17. J. Fu Wenjiang , (1998) , " Penalized Regressions: The Bridge Versus the Lasso " , Journal of Computational and Graphical Statistics, Volume 7, Number 3, Pages 397-416.

18. Kannard , Arthur E. Boart W.; F. Baldwin, Kent, (1975), " Ridge Regression

, Some solutions " , Communications in statistics , 4(2), 105-123.

19. L.J, Pliskin , (1987) "A Ridge type Estimator and good prior Means. Communication in Statistics, 16,3427-3429.32

20. Tibshirani , Robert, (1996) ," Regression Shrinkage and Selection via the Lasso" , J. R. Statist. Soc. B 58, No. 1, pp. 267-288.

21. Tibshirani , Robert, (1997) ," The LASSO method for variable selection in Cox Model " , J. R. Statist. Soc. B 58, No. 1, pp. 267-288.

22. Zhang , Ruoqiu; Zhang, Feiyu; Chen ,Wanchao; Yao ,Heming; Ge Jiong; WuS,hengchao; Wu,Ting; Du, Yiping , (2018) , " A new strategy of least absolute shrinkage and selection operator coupled with sampling error profile analysis for wavelength selection" , Esiliver, Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems 175 ,47–54.