

## 柔性鋪面車轍績效預測模式建立之研究

吳佩樺<sup>1</sup> 李英豪<sup>2</sup>

<sup>1</sup>淡江大學土木工程學系碩士班研究生

<sup>2</sup>淡江大學土木工程學系教授

### 摘要

本研究利用美國長程鋪面績效計畫(Long-Term Pavement Performance, 簡稱 LTPP) 所蒐集之資料庫 DataPave 為基本架構擷取柔性鋪面相關資料, 藉由 Microsoft Access 程式之關聯性功能將資料匯整成分析時所需資料庫型態。接著探討與驗證柔性鋪面現有模式與 AASHTO2002 暫行手冊之預測模式, 所得預測結果與資料庫之量測值有明顯差異。因此, 本研究嘗試利用績效資料庫配合力學-經驗法為基礎, 對於柔性鋪面之車轍預測模式進行構建。針對反應變數進行探討分析時發現, 由於資料並非呈現常態分配, 對於隨機誤差與連續變異情形可能不適用傳統統計迴歸方法來構建預測模式。本研究於後續分析時採用廣義線性模式(GLM)與廣義相加模式(GAM), 並配合 Box-Cox 乘幕轉換法、視覺圖的技術, 以及李英豪教授建議之系統化統計與工程分析方法應用於構建預測模式中。對於建立之預測模式檢定其適合度並針對相關參數進行敏感度分析, 模式構建結果之適用情形比過去模式佳, 未來亦可對於本研究建立之模式做更進一步的改善。

關鍵詞：長程鋪面績效計畫 LTPP、車轍、績效、預測模式

### 一、前言

鋪面績效預測模式不僅可預測未來鋪面服務績效, 更可對鋪面管理系統之設計、維修養護及評估等提供強而有力的協助, 為鋪面管理系統中重要的一環。1958-1960 年間在伊利諾州進行之道路試驗 AASHTO Road Test 即為有史以來構建純經驗的鋪面績效方式所做的最大型現地試驗, 依據此道路試驗的研究結果推出鋪面結構設計準則。車轍為柔性鋪面主要的破壞模式之一, 針對鋪面產生之車轍破壞, 一般可由傳統的純經驗法所構建之績效預測模式來預測, 但由於經驗式無法全然反應交通變化及材料發展, 故 1962 年於密西根大學舉辦的瀝青鋪面結構設計第一次國際會議後, 鋪面設計漸漸從傳統的經驗式轉移到力學設計方法【1】。AASHTO 鑑於現有鋪面設計方法受到如氣候差異影響、路基土壤種類資料等相當多的限制, 已於 2002 年推出新建與維修鋪面結構設計暫行手冊【2】, 以力學-經驗設計程序為其主要設計理念, 以期改善現有績效模式的不足。

### 二、車轍績效預測模式

本研究選用現有模式及 AASHTO 2002 模式進行績效資料庫適用性驗證, 如下所示。

#### 2.1 純經驗預測模式

早期 SHRP 以 LTPP 資料庫所蒐集之資料, 於報告書 P-020 中對於鋪面車轍破壞構建了績效預測模式, 除了預測全部地區之模式以外, 亦包含氣候狀態為乾燥-冰凍、乾燥-不冰凍、潮濕-冰凍及潮濕-不冰凍區域四大區域之模式。於不同區域氣候狀態需選用不同的參數與係數, 以全區所需參數與係數為例列於表 1, 其車轍預測模式如式 1【3】。

$$RutDepth = N^B 10^C \quad (1)$$

其中 Rut Depth 為車轍深度(in), N 為轉換成 18-kip 之標準單軸載重之累積數量(千), B 為  $b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n$ , C 為  $c_0 + c_1x_1 + c_2x_2 + \dots + c_nx_n$ 。

### 2.2 力學-經驗預測模式

通常在預測模式中,位於路基土壤頂端的垂直壓應變  $\epsilon_c$  是考慮車轍破壞重要的考量因素之一。利用累積損壞的觀念車轍破壞比值(Rutting Damage Ratio,  $D_d$ )如式 2-3。目前美國瀝青協會、殼牌石油公司與明尼蘇達州公路局等數個單位皆研究出相關破壞準則,其建議使用之係數如表 2 所示【4】【5】【6】【7】。

$$N_d = k_4(\epsilon_c)^{-k_5} \quad (2)$$

$$D_d = \sum_{i=1}^k \frac{n_i}{N_{di}} \leq 1.0 \quad (3)$$

其中  $N_d$  為容許重複載重次數,  $\epsilon_c$  為路基土壤頂端產生之壓應變,  $n_i$  為實際重複載重次數,  $D_d$  為車轍破壞比值,  $k_4$ 、 $k_5$  為各單位建議之係數。

### 2.3 AASHTO 2002 預測模式

AASHTO 於 2002 年推出的暫行設計手冊其車轍預測模式如式 4。但由於手冊之車轍模式比一般的計算方式更為繁雜,不亦求得其預測結果,因此本研究使用 NCHRP 所發展之鋪面設計軟體 DG2002 求得預測結果【2】。

$$\frac{\epsilon_p}{\epsilon_r} = \beta_{r1} 10^{3.15552T - 1.734\beta_{r2}} N^{0.39937\beta_{r3}} \quad (4)$$

其中  $\epsilon_p$  為總塑性應變(in/in),  $\epsilon_r$  為回彈應變(in/in), T 為鋪面溫度( $^{\circ}$ F), N 為不同的軸型和荷重下重複載重的次數,  $\beta_{r1}$ 、 $\beta_{r2}$ 、 $\beta_{r3}$  為瀝青混凝土的車轍模式之現地校準因子。

## 三、資料庫擷取與模式分析

### 3.1 資料來源及擷取方法

美國長程鋪面績效研究計畫主要在蒐集北美洲現場鋪面二十年績效資料,以供全世界各國鋪面研究之用。計畫主要目標在利用各種材料與不同荷重、氣候環境、路基土壤與養護技術下,研究各種新建與維修後鋪面結構設計之長期績效,以延長公路鋪面使用年限,因此建立有史以來最大的鋪面績效資料庫,該資料庫包括 400 個表單與超過 6,000 個變數等鋪面基本資料、特殊建造、材料試驗、氣候與季節、交通、養護維修、與監測資料。LTPP 自 1997 年以來即以 DataPave 軟體光碟免費提供世界各國鋪面研究人員使用,目前最新為 LTPP DataPave Online 線上資料庫。本研究針對現有績效預測模式與 DG2002 程式所需相關參數進行資料擷取,以線上資料庫 Release 18.0 版為主要資料來源,配合 Microsoft Access 程式之關聯性功能整合所需資料庫。現有模式所需資料較少約為 10~15 項資料,但程式所需輸入的資料較為繁多約為 45~50 項資料,資料項目為現有模式 3 倍之多。由於模式所需相關參數繁多因此進行資料擷取時需謹慎判斷選擇,詳細資料擷取過程請參閱論文【8】。

### 3.2 模式結果分析

由於本研究所需資料為鋪面未經維修或養護之現地調查記錄,雖然於上述參數擷取與處理過程中已將各路段資料有維修紀錄資料初步排除,為了再次確保資料正確性,將鋪面調查日期

與車轍歷年現地調查值之關係呈現如圖 1，結果顯示圖中極端值於資料庫均無維修之紀錄。針對起伏狀態較明顯之路段個別細看，發現有些調查日期非常相近但是車轍深度的變化卻很大，而有些資料點在某一調查日期後產生突降的狀況，如路段 8129/30，經研究詳細判斷此類資料點可能為人員紀錄錯誤或鋪面已維修後，但於資料庫紀錄中並未標示。除了上述因素之外，亦有可能在調查過程中，現地工作人員未調查到某些資料，而紀錄人員即以零紀錄之等諸多原因。由圖 1 可之車轍產生深度並未隨鋪面使用年限的增加而增加，此狀況可能會對於後續模式分析或構建時造成困難，對於資料經過詳細的檢查後將疑似維修後資料予以刪除。

經初步分析後所得資料點大致均為原始資料，本研究將各個預測模式與現地量測車轍深度進行比較，以 SHRP P-020 模式為例預測結果如圖 2 所示，縱座標為資料庫實際量測之車轍深度(mm)，橫座標為模式預測之車轍深度(mm)。於預測圖中可看出有七筆資料點出現異於其他預測值，經研究結果發現在預測模式中，參數資料數值可能過大或過小，導致最後預測值出現異常。就此七筆資料點以視覺圖【9】的方式展現參數與結果之相關性，一般瀝青面層的空氣含量大多介於 3~9%之間，但此資料點為 0.2%不合於一般資料，將參數之數值帶入預測模式後使得預測之車轍深度高達 2 英寸，因此需將此 7 筆資料刪除，並同時以視覺圖展示資料分佈情形以瞭解不同參數對鋪面破壞之影響性。

為了瞭解過去現有模式與 AASHTO 2002 新建模式對於績效資料庫之適用情形，選取兩模式之相同路段進行比較結果如圖 3，利用統計軟體 S-PLUS 迴歸結果顯示 DG2002 程式之判定係數為 0.0111，截距為 0.3094，斜率為 0.0567。P-020 判定係數為 0.03181，截距為 0.2621，斜率為 0.1876。雖然 P-020 的判定係數高於程式所得結果，但由兩者之判定係數皆很低，且對於預測效果良好之模式來說，截距需越接近 0，斜率需越接近 1，由迴歸結果顯示預測能力均不佳，因此本研究以現有預測模式為基礎建立車轍預測模式。

#### 四、構建預測模式

##### 4.1 選取相關參數及分析

參考前述相關模式經由前面資料分析的過程，以作為此階段選取變數之參考。將各模式中影響較不明顯、資料庫中不易取得及資料不足的變數不列入考慮，進而選取對於破壞影響較明顯及易造成破壞的因素以矩陣圖方式展現出來並進行下一步分析。首先需瞭解各路段之車轍破壞深度是否有極大值或異常，以年平均車轍增加量與其他參數以矩陣圖方式發現有三筆資料年平均車轍產生深度超過 4mm。一般而言，造成柔性鋪面產生車轍破壞的最主要的原因為交通量，但此兩路段之平均交通量與路基頂部之壓應變並非極大，且鋪面厚度大約介於 5-10 公分，由變數顯示的狀態來說此三筆資料產生的破壞深度可能有誤，故將此三筆資料予以排除不列入後續分析範圍內並針對各參數進行討論。將參數以矩陣圖展開後發現當厚度較厚時鋪面產生之壓應變較大，且壓應變  $\epsilon_c$  與破壞比值(L.damage)兩者之關係非常明確，當  $\epsilon_c$  較大時 L.damage 亦較大，反之則較小如圖 4，故於後續模式參數之選擇時可以考慮以壓應變取代破壞比值。在氣候條件之參數，研究發現交通量和年平均溫度在不同區域顯示之破壞情況不同，因此後續構建模式時可依不同的氣候條件建立不同的預測模式。

##### 4.2 線性迴歸結果

在構建模式的過程中變數的選擇固然重要，但資料顯示的物理意義與一般鋪面反應是否與預期相符更重要，本研究篩選出來的一些重要變數以統計方法，配合鋪面專業知識判斷其對於模式的適用性，各影響因子對於車轍破壞的相關性與判定係數如表 3。其判定係數為 0.2245，殘餘標準差 3.493，資料筆數為 265。其中 age 為鋪面使用年限(年)、ccsal 為累積交通量(百

萬)、kesal 為年平均交通量(千)、h1 為面層厚度(cm)、h2 為底層厚度(cm)、 $\sigma_4$  為路基回彈模數(MPa)、visco 為瀝青黏滯度、fi 為冰凍指數(degree-days)、temp 為年平均溫度(°C)、L.Damage 為破壞比值、epsilon.c 為路基土壤頂部之壓應變(MPa)、precip 為降雨量(mm)。係數代表自變數與依變數之間的相關性，其正號為正相關，負號為負相關。機率值 P 的大小代表因子對依變數的影響性，一般當 P 值大於 0.05 以上時，表示此變數影響性不大，可不列入考慮範圍內。並可用判定係數來衡量迴歸模型的配合度或解釋能力。其中有五個變數 P 值大於 0.05，分別為鋪面使用年限、路基回彈模數、瀝青黏滯度、破壞百分率及路基頂部產生之壓應變，表示此變數對鋪面破壞之影響性較小，在此階段不列入討論範圍。於以上分析結果中，惟累積交通量與冰凍指數符合一般鋪面破壞預期的反應，但其他條件一般預期結果並不完全符合。因此將 P 值大於 0.05 之五個變數刪除並再次進行迴歸分析，所得  $R_2$  為 0.2105。雖然迴歸結果與前述之 SHRP P-020 及 DG2002 預測模式為高，但是資料顯示的物理意義與一般預期反應相反，因此本研究皆下來將觀察參數之分佈狀態，並應用廣義線性模式進行模式構建。

#### 4.3 廣義線性模式之應用

在進行統計分析時，常需要假設資料服從某一機率分配的要求，由於絕大部分分析方式都是建立於常態分配的假設前提下，所以最常見的假設皆要求資料服從常態分配。Shapiro 與 Wilk 於 1965 所提出的單變量常態性檢定 W (以下簡稱 W 統計量) 可檢定資料分配情形。廣義線性模型不在侷限於資料是否為常態型式，其假設條件較一般的迴歸模型來的寬鬆，如反應變數 Y 不再需要服從常態分配。首先以資料探索分析的方式，觀察資料分佈情形如圖 5 所示，並針對現地量測之車轍深度利用單變量常態性檢定 W 資料是否近似常態分配，檢定結果 W 統計量為 0.9541、p 值等於 0 可知資料分佈情形並非常態分配，因此需選用其他分配進行分析。配合廣義線性模型與泊松分配之分析方式進行模式構建，迴歸結果模式之判定係數為 0.1235，殘餘標準差為 3.635，資料筆數為 265 筆。雖然判定係數比前述現有模式的高，但是分析顯示某些參數對於車轍深度影響之趨勢與預期結果相反，如冰凍指數 fi、年平均溫度 temp、路基頂部之壓應變 epsilon.c、降雨量 precip。過去對於模式構建研究【10】指出，針對輸入變數之分析亦有多種統計迴歸之方法，本研究利用廣義累加模式與 Box and Cox Transformation 轉換法進行分析，此轉換法為一乘冪轉換，經分析後若最大值落於 0 則對此變數取對數進行轉換，若最大值落於 2 即對變數取平方進行轉換，最後得到全區迴歸結果於圖 6，預測模式為式 5、6。

$$\ln(Rut) = -0.183 + 0.124 * \sqrt{age} + 0.329 * \log(kesal) + 0.332 * \log(1 + fi) + 0.042 * temp + 0.087 * (epsilon.c * 1000)^2 \quad (5)$$

Statistics: 判定係數  $R^2=0.144$ ，殘餘標準差  $SEE=1.234$ ，資料筆數  $n=265$   
經過轉換後車轍績效預測模式如下：

$$Rut = \exp[-0.183 + 0.124 * \sqrt{age} + 0.329 * \log(kesal) + 0.332 * \log(1 + fi) + 0.042 * temp + 0.087 * (epsilon.c * 1000)^2] \quad (6)$$

Statistics:  $R^2=0.135$ ， $SEE=3.537$ ， $n=265$

在全部地區預測模式建構完成後，本研究依氣候條件分為四區，但由於乾燥與冰凍兩個區域的資料點較少，可能無法以客觀的立場建構模式，因此本研究只針對潮濕與不冰凍兩區進行預測模式之建構，分別如式 7、式 8。

$$(Rut)_{wet} = \exp[-1.268 + 0.25 * \sqrt{age} + 0.6 * \log(kesal) + 0.279 * \log(1 + fi) + 0.044 * temp + 0.295 * (epsilon.c * 1000)^2] \quad (7)$$

Statistics :  $R^2=0.339$  ,  $SEE=3.397$  ,  $n=194$

$$(Rut)_{nonfreeze} = \exp[0.304 + 0.067 * \sqrt{age} + 0.484 * \log(kesal) + 0.201 * \log(1 + fi) + 0.01 * temp + 0.237 * (\epsilonpsilon.c * 1000)^2] \quad (8)$$

Statistics :  $R^2=0.283$  ,  $SEE=3.191$  ,  $n=124$

其中 age 為鋪面使用年限 (年)、kesal 為年平均交通量 (千)、fi 為冰凍指數(degree-days)、temp 為年平均溫度(°C)、epsilon.c 為路基頂部之壓應變。

#### 4.4 敏感度分析

敏感度分析主要是用於主變量與因變量之分析，在固定一個或幾個主變量的不同水準下，分析其他因變量變化的情況。由於壓應變、年平均交通量、鋪面使用年限為主要影響車轍深度的產生，因此於本研究建議的全區、潮濕、不冰凍等三個模式中，將此三個因子之相互關係展現於圖 7 中，變數資料範圍均取最小值到最大值。在全區模式中與潮濕地區模式中變數之間的影響關係較類似。當其他參數取平均後，年平均交通量對車轍的影響性可能較小，壓應變的影響則較明顯。但站在鋪面使用年限和拉應變的角度時，壓應變的影響性就比較小反而是鋪面使用年限對鋪面的影響較大。由年平均交通量與鋪面使用年限的角度觀察，當年平均交通量小且鋪面使用年限較短時，產生之車轍深度亦較少，相反的當兩者皆增加時，對鋪面的影響性亦較大。由此可知，平均交通量與鋪面使用年限在全區與潮濕地區對於鋪面的影響比較明顯。在不冰凍地區模式中，可知交通量的大小影響比較明顯。

### 五、結論與建議

將柔性鋪面車轍之現有預測模式及 AASHTO 2002 暫行手冊提供之模式進行評估與驗證後，模式預測結果與績效資料庫現地量測值顯示出有相當大之差異，表示現有績效預測模式並不適用 LTPP 績效資料庫，對於暫行手冊所提供之預測模式與現有模式比較後亦無良好之結果。由於現地車轍值並非呈現常態分配，因此本研究以廣義線性模式進行模式建立，以力學經驗法則為設計理念，構建全區模式外亦建立潮濕與不冰凍兩區之預測模式。找出主要影響變數如鋪面結構因子—路基頂部之壓應變，交通因子—鋪面使用年限、年平均交通量，環境因子—年平均溫度、冰凍指數等五個參數，與過去現有模式相比，可得到較良好之預測能力。

#### 參考文獻

1. Ayres, M. and Witczak, M., "Mechanistic Probabilistic System to Evaluate Flexible Pavement Performance", Transportation Research Record 1629, pp. 137-148, 1998.
2. NCHRP1-37A, "Guide for Mechanistic-Empirical Design of New and Rehabilitated Pavement Structure", 2004.
3. Strategic Highway Research Program, "Early Analyses of LTPP General Pavement Studies Data," Volume 3-Sensitivity Analyses for Selected Pavement Distresses, 1993.
4. Asphalt Institute, "Research and Development of the Asphalt Institute's Thickness Design Manual MS-1," 9th Ed., College Park, Md., 1982.
5. Shell International Petroleum Company, "Shell Pavement Design Method for Use on a Personal Computer User Manual," Shell, London, 1994.
6. Das, A., and Pandey, B. B., "Mechanistic-empirical design of bituminous roads: an Indian perspective," J. Transportation Engrg., ASCE, 125(5), pp. 463-471, 1999.
7. Timm, D. H., and Newcomb, D. E., "Calibration of flexible pavement performance equations for

- Mn/ROAD,” TRB Paper #03-2012, Transportation Research Board 82nd Annual Meeting, Washington, D.C., 2003.
8. 吳佩樺, “柔性鋪面績效預測模式之建立”, 淡江大學土木工程研究所碩士論文, 中華民國九十五年七月。
  9. Venables, W. N. & Ripley, B. D., “Modern Applied Statistics with S (4th ed.),” New York: Springer-Verlag, 2002.
  10. Lee, Y. H., “Development of Pavement Prediction Models,” Ph.D. Thesis, University of Illinois, Urbana, 1993.

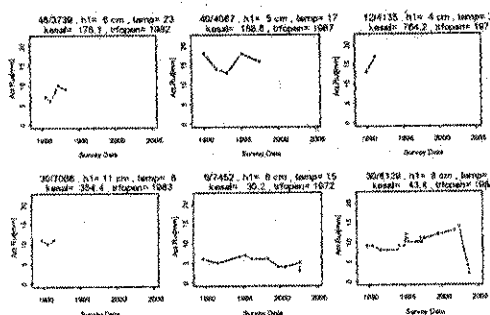


圖 1 部分路段之車轍深度歷年調查狀態

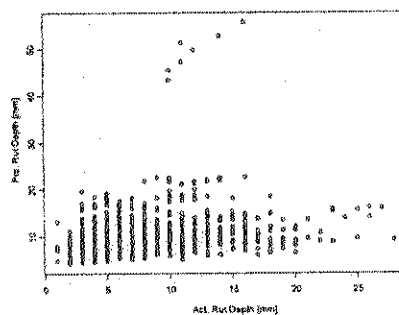
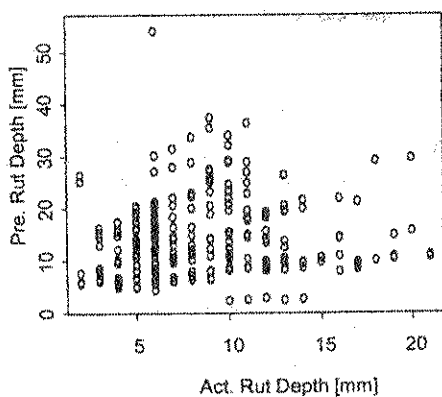
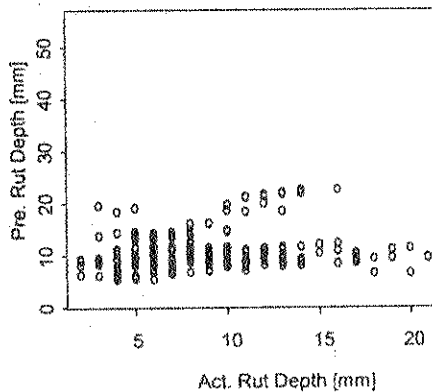


圖 2 全部地區模式預測結果



(a)DG2002 程式



(b)SHRP P-020

圖 3 現有模式預測結果

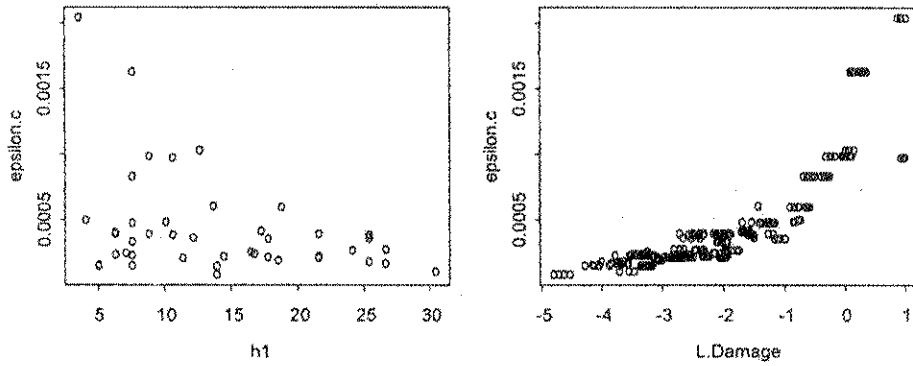


圖 4 面層厚度、壓應變與破壞百分比之關係

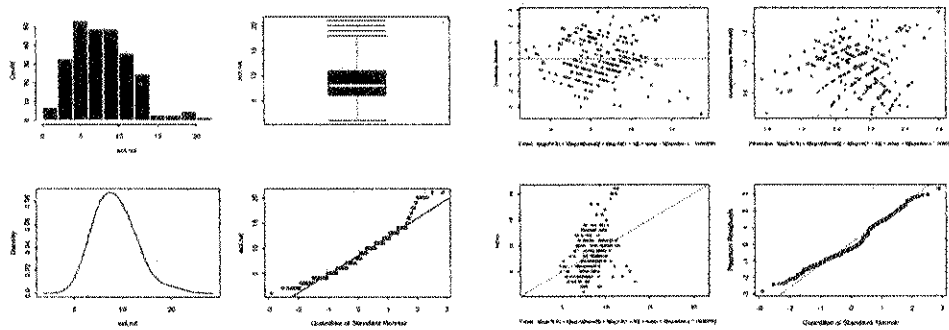


圖 5 車轍深度之資料分佈

圖 6 全區之車轍深度預測結果

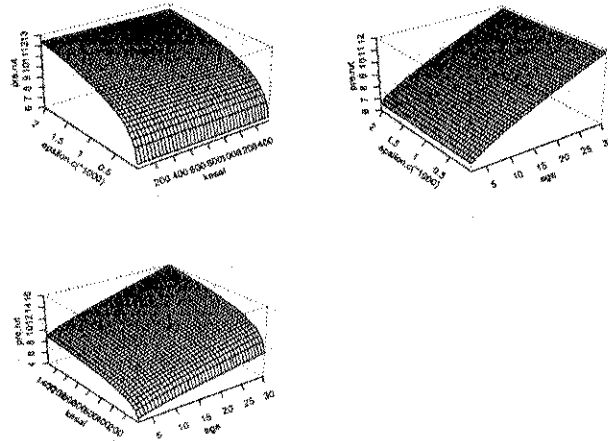


圖 7 全區模式之敏感度分析

表 1 全部地區之預測模式所需參數

所需參數 $x_i$	單位	迴歸係數	
		$b_i$	$c_i$
常數	—	0.151	-0.00475
Log (HMAC 粒料通過#4 百分率)	重量%	0	-0.596
Log (HMAC 空氣含量)	體積%	-0.0726	0
Log (底層厚度)	英吋	0	0.190
路基顆粒通過#200 百分率	重量%	0	0.00582
冰凍指數 FI	Degree-Days	$8.49 \times 10^{-6}$	0
Log (面層厚度) × Log (底層厚度)	英吋	0	-0.161

表 2 柔性鋪面車轍預測模式

研究單位	學者及年份	$k_4$	$k_5$
University of Nottingham	Brown (1977)	$1.13 \times 10^{-6}$	3.571
AI	AI (1982)	$1.365 \times 10^{-8}$	4.477
Shell	Shell (1994)	$6.15 \times 10^{-7}$	4.0
Indian model	Das · Pandey (1999)	$2.56 \times 10^{-8}$	4.533
Mn/ROAD	Timm (2003)	$7.0 \times 10^{15}$	3.909

表 3 影響因子對車轍破壞之迴歸結果

Coefficients:					Coefficients:				
	Value	Std. Error	t value	Pr(> t )		Value	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	13.4420	2.7023	4.9743	0.0000					
age	0.0191	0.0574	0.3333	0.7392	visco	0.0007	0.0007	0.9741	0.3310
cesal	0.8254	0.2251	3.2357	0.0014	fi	-0.0052	0.0011	-4.8267	0.0000
kesal	-0.0127	0.0042	-3.0422	0.0026	temp	-0.3344	0.0802	-4.1722	0.0000
h1	0.1385	0.0418	3.3162	0.0010	L.Damage	0.1480	0.4436	0.3337	0.7389
h2	0.0579	0.0193	3.0103	0.0029	epsilon.c	-504.9709	1264.4381	-0.3994	0.6900
e4	-0.0176	0.0103	-1.7189	0.0869	precip	-0.0019	0.0009	-2.1050	0.0363
Residual standard error: 3.493 on 252 degrees of freedom									
Multiple R-Squared: 0.2245									