

مقارنة المقدرات اللامعلميمية في تحليل الانحدار المتعدد لدالتي

Gamma , Beta

أ.م.د.لقاء علي محمد / كلية الادارة والاقتصاد / جامعة بغداد
الباحث / ميسن عبد النبي عبد الحسن

تاريخ التقديم: 2018/4/23

تاريخ القبول: 2018/6/6

المؤلف:

ان استخدام النماذج اللامعلميمية ومايتبعها من اساليب تقدير يتطلب وجود العديد من الشروط الأولية الواجب توفرها كي تمثل تلك النماذج المجتمع تحت الدراسة ، تمثيلاً مناسباً الامر الذي دفع الباحثين الى البحث عن نماذج اكثراً مرونة والتي تمثلت هذه النماذج بالنماذج اللامعلميمية .
وفي هذا البحث تم استعراض المقدرات الاهم والاكثر انتشاراً لتقدير دالة الانحدار اللامعلميمى وذلك باستعمال Nadaraya-Watson و Local Ploynomial Regression والذان يمثلان احد انواع المقدرات اللامعلميمية وباستعمال دوال النواة المترابطة Beta Kernel، Gamma Kernel، Monti-Carlo فضلاً عن استعمال تباينات مختلفة وجحوم عينات مختلفة.

ومن خلال النتائج المحاكاة باستعمال طريقة Monti-Carlo تبين ان افضل مقدر كان Nadaraya و Watson ولجميع الحالات.

المصطلحات الرئيسية للبحث / الانحدار المتعدد ، نواة المترابطة للانحدار المتعدد (نواة مترابطة المستمرة للانحدار المتعدد (بيتا وكاما))، (مقدر ناداريا _ واتسون) و(متعدد الحدود الموضعي للانحدار المتعدد)، عرض الحزمة.



مجلة العلوم
الاقتصادية والإدارية
العدد 108 المجلد 24
الصفحات 488- 497

*البحث مستقل من رسالة ماجستير.



مقارنة المقدرات اللامعلميه في تحليل الانحدار المتعدد لـ Gamma , Beta

1. **المقدمة :** ان نماذج الانحدار اللامعلميه والتي تقوم بابعاد العلاقة بين المتغير التابع والمتغيرات التوضيحية من خلال منحني الانحدار، يكون الباحث مهتما باعطاء وصف عام للعلاقة وليس لدراسة وعلى الرغم من ذلك ان نماذج الانحدار اللامعلميه هي اضعف وصف من نماذج الانحدار المعلميه الا انها في الوقت نفسه تحتاج الى شروط اقل من النماذج المعلميه هذا الامر تحديدا هو الذي جعل من نماذج الانحدار اللامعلميه اداة مرغوبه جدا لدى الباحثون.

تم في هذا البحث استعمال المقدرات اللامعلميه لتقدير دالة الانحدار اللامعلميه Nadaraya-Watson ، Beta ، Gamma Kernel و استعمال دوال النواة المترابطة Regression Local Ploynomial . Least Square Cross-Validation(LSCV) و مصفوفة عرض الحزمه Kernel و تمت المقارنة بين المقدرات Regression Local Ploynomial ، Nadaraya-Watson الى افضل مقدر باستعمال اسلوب المحاكاة بطريقة Monti-Carlo وكان افضل مقدر من بين المقدرات هو Nadaraya-Watson .

2. مشكلة البحث :-

تكمن مشكلة البحث عند وجود بيانات قيد الدراسه لاختييه ، ان وجود هذه المشكله في مجموعه من بيانات ذاتها يكون التعامل معها بالاساليب والتحاليل الاحصائيه التقليديه غير مجيء لأنه يؤدي الى نتائج غير واضحة ، مما يتطلب ايجاد حلول اخري لحلها.

3. هدف البحث :-

ان هدف البحث هو التعامل مع المقدرات اللامعلميه (Nadaraya-Watson) و polynomial (Regression local) وايجاد افضل مقدر من بين المقدرات اللامعلميه بوجود النواة المترابطة المستمرة Least Square و Gamma Kernel و Beta Kernel (Cross_ Validation(LSCV)) في ظل الانحدار المتعدد الامامي.

4. الجانب النظري :-

4-1. الانحدار المتعدد :-

Multiple Regression:
independent and (Y_1, Y_2, \dots, Y_n) يمثل سلسله مستقله وتوزيع متماثل وبفرض ان (X_1, X_2, \dots, X_n) يمثل سلسله مستقله متوزع على (i, i, d) identically distributed ومتوجه عشوائي على $m(x) = E(Y/X=x)$ مع معادلة الانحدار تعرف [5, pp:4] :-

$$Y = m(X_i) + \epsilon_i \quad i=1,2,\dots,n \quad \dots(1)$$

من المعلوم ان منحني الانحدار يصف العلاقة بين المتغير الاستجابه (Y) وبين المتغيرات التفسيريه (التوضيحية) (X)، حيث ان (.) m تمثل دالة الانحدار غير المعروفة (مجهولة)، و (ϵ_i) يمثل اخطاء المشاهدات بمتوسط صفر وتباعي محدود.

4-2. نواة المترابطة الانحدار المتعدد :-

ان النواة المترابطة تنقسم على قسمين هما :-

أولا : النواة المترابطة المنقطعة للانحدار المتعدد .

ثانيا : النواة المترابطة المستمرة للانحدار المتعدد .

ويمكن تعريف النواة المترابطة $K_{x,H}(.)$ على ان $T_d \subseteq R^d$ التي تمثل دالة الانحدار والتي تقدر $X \in T_d$ و H هي مصفوفة عرض حزمة ونفرض ان $S_{x,H} \subseteq R^d$ تدعى نواة المترابطة اذا توفرت الشروط التاليه [8, pp:5].



**مقارنة المقدرات الالامعلمية في تحليل الانحدار المتعدد
لـ Γ , Beta لـ Δ**

- | | |
|------------------------------|---------|
| 1. $X \in S_{x,H}$ | 2 |
| 2. $E(Z_{x,H}) = X + a(x,H)$ | 3 |
| 3. $Cov(Z_{x,H}) = B(x,H)$ | 4 |

حيث $Z_{x,H}$ متوجه عشوائي مع $K_{x,H}$ وان

$$B(x,H) = (b_{ij}(x,H))_{i,j=1,\dots,d}^{d \times d}$$

حيث :-

$B(x,H)$:- مصفوفه صفرية .

و

$$a(x,H) = (a_1(x,H), \dots, a_d(x,H))^T$$

حيث :-

$a(x,H)$:- متوجه صفرى .

وان متوجه $x \in R^d := T_d$

H :- مصفوفه عرض الحزمه مع متوسط صفر ومصفوفه تباين تسمى نواة (متعدد المتغيرات) $[2, PP:5]$

$$K_{x,H}(.) = \frac{1}{\det H} K[H^{-1}(x - .)] \quad ... 5$$

$$S_{x,H} = X - HS_d \quad ... 6$$

مع

$$E(Z_{x,H}) = X \quad ... 7$$

حيث :-

$Z_{x,H}$:- متوجه عشوائي .

هذا يعني

... 8

حيث :-

$Z_{x,H}$:- متوجه عشوائي .

و

$$Cov(Z_{x,H}) = H \Sigma H \quad ... 9$$

حيث :-

$Cov(Z_{x,H})$:- مصفوفه التباين .

وان $K_{xj,hjj}^{[j]}$ نواة مترابطه احاديه المتغير (مستمر او متقطعه) مع متغير عشوائي $K_{xj,hjj}^{[j]}$ في

لكل $j=1,\dots,d$ وان النواة المترابطه متعدد تعرف $[7, PP:389]$:-

$$K_{x,H}(.) = \prod_{j=1}^d K_{xj,hjj}^{[j]}(.) \quad ... 10$$



مقارنة المقدرات اللامعلمية في تحليل الانحدار المتعدد لـ Γ , \Beta

- 3- طرائق تقدير دالة الانحدار الامعمى:-

Methods Estimation The Nonparametric Regression Function:-

هناك العديد من الطرائق لتقدير دالة الانحدار الامعمى $m(\mathbf{X}_i)$ ، ان هدفنا هو تقدير دالة الانحدار غير المعروفة من خلال معادلة الانحدار التي تمثل بالمتغيرات التوضيحية (\mathbf{X}) ومتغير الاستجابة (Y) ،لتقدير دالة الانحدار الامعمى:-

$$Y = m(\mathbf{X}_i) + \epsilon_i \quad i = 1, 2, \dots, n$$

3-1. ممهد ناداريا -واتسون :

يعد من اكثرا الممهدات استخداما واكثرهم شيوعا في تقدير دالة الانحدار الامعمى والذي تم اقتراحه من قبل Nadaraya و Watson [5, pp:5] في 1964 و اقترنوا باستخدام نواة المترابطة Kernel

$$M_n(\mathbf{X}; K_{x,H}) = \sum_{i=1}^n \frac{Y K_{x,H}(X_i)}{\sum_{l=1}^n K_{x,H}(X_l)} \quad \dots 11$$

حيث لكل $\mathbf{x} \in T_d \subseteq \mathbb{R}^d$

حيث:-

$H \equiv H_n$:- هي مصفوفة عرض الحزمة

بحيث:-

$$H_n \rightarrow 0$$

وان

$$n \rightarrow \infty$$

$K_{x,H}$: تمثل نوع من النواة المترابطة K

3-2. ممهد متعدد الحدود الموضعي للانحدار المتعدد :

ويدعى أيضا بممهد الانحدار الخطى المحدد (الموضعي) والذى تم اقتراحه من قبل الباحث Fan(1993) ، وان الانحدار الموضعي متعدد الحدود يعى طريقه من نموذج الانحدار الامعمى المتعدد الحدود

$$K_H(\mathbf{x}) = \frac{1}{|H|} K(H^{-1}\mathbf{x}) \quad \dots 12$$

حيث:-

K :- تمثل دالة النواة

H :- تمثل مصفوفة عرض حزمة متتماثلة وموجبة ذات بعد $d \times d$ [1, pp:130].

$$K(\|\mathbf{x}\|/h)$$

حيث:-

K :- تمثل دالة النواة مع معلمـة التمهيد h .

وان مجموع مربعات الصغرى تعطى بواسطـه [4, pp:97].

$$\sum_{i=1}^n w_i(x) (Y_i - a_0 - \sum_{j=1}^d a_j (X_{ij} - X_j))^2 \quad \dots 13$$



مقارنة المقدرات اللامعلميه في تحليل الانحدار المتعدد لـ Γ , Beta لـ α

$$W_i(x) = K(\|xi - x\|/h) \quad \dots 14$$

وبفرض ان a_0 و a يمثلان حل المسألة باستخدام المربعات الصغرى الموزونة في حساب تقدير \hat{a} هي قيمة a

ومن المربعات الصغرى الموزونة نحصل على [1, PP:130]:

$$\hat{a} = (X^T W X)^{-1} X^T W Y \quad \dots 15$$

حيث :-

$$X = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} - x_1 & \dots & x_{1d} - x_d \\ 1 & x_{21} - x_1 & \dots & x_{2d} - x_d \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} - x_1 & \dots & x_{nd} - x_d \end{pmatrix}$$

$$Y = (Y_1, \dots, Y_n)^T$$

وان W_x :- هي مصفوفة الاوزان وهي مصفوفه قطرية عناصرها $(x)w_i$

4.4. نواة المترابطه :-

من اجل توضيح اهميه النواة المترابطه في الانحدار المتعدد تم استخدام بعضها في دراسات عده منها

- نواة احاديه المتغيرات متقطعه :-

(Binomial Kernel ,Discret triangular Kernel,,Dirac Du Kernel)

- وبعض الاخر احاديه المتغيرات مستمرة:-

(Epanechnikov Kernel ,Gamma Kernel .Beta Kernel ,Gaussian Kernel)

- وواحد منها ثانية المتغيرات :-

[6, pp:5] (Bivariate Beta)

• في هذا البحث تم دراسة المتغيرات المستمرة للانحدار المتعدد (Kernel Gamma, Kernel Beta)

5.4. نواة مستمرة احادية المتغيرات:-

في هذا البحث سندرس نواة المستمرة احادية المتغيرات للانحدار المتعدد اللامعلمي:-

1 . نواة Beta

2 . نواة Gamma

3 . نواة Beta

Beta Kernel (Beta)

اذا كان u متغير عشوائي يتبع توزيع Beta بمعامل $(1+x/h, 1 + (\frac{1-x}{h}))$ هي نواة مستمرة

[7, pp:390] للانحدار المتعدد تعرف بـ $B_E_{x,h}(u) = \frac{x^{\frac{x}{h}}(1-u)^{\frac{1-x}{h}}}{B\left(\frac{x}{h}, 1 + \left(\frac{1-x}{h}\right)\right)} \cdot 1_{[0,1]}(u)$

$$BE_{x,h}(u) = \frac{\frac{x}{h}(1-u)^{\frac{1-x}{h}}}{B\left(\frac{x}{h}, 1 + \left(\frac{1-x}{h}\right)\right)} \cdot 1_{[0,1]}(u) \quad \dots 16$$



مقارنة المقدرات الالامعلمية في تحليل الانحدار المتعدد لـ Γ , \Beta

وبالتالي فإن الدالة الاحتمالية للتوزيع بيتا هو :-

$$B(r,s) = \int_0^1 t^{r-1} (1-t)^{s-1} dt \quad \dots 17$$

دالة بيتا مع $r > 0$ و $s > 0$

معلمات القياس $(1 + \frac{x}{h})$ ومعلمات الشكل $(1 + \frac{1-x}{h})$

$$\text{u } \square \text{ Beta}(1 + \frac{x}{h}, 1 + \frac{1-x}{h})$$

2.5.4. نواة كاما Gamma Kernel (Gamma)

اذا كان u متغير عشوائي يتبع توزيع Gamma $Ga(1+x/h, h)$ بمعامل h ، هي نواة مستمرة للانحدار المتعدد ، تعرف $(19, pp:260)$ $h > 0$ ، $X \in T_1$ مع $Sx, h = [0, \infty)$

$$GA_{x,h}(u) = \frac{u^{\frac{x}{h}}}{\sqrt{(1+\frac{x}{h})h^{1+x/h}}} \exp\left(-\frac{u}{h}\right) 1_{[0,\infty)}(u) \quad \dots 18$$

حيث :-

$\checkmark (.)$:- دالة كاما

وتوزيع كاما $Ga(1 + \frac{x}{h}, h)$ مع معلمات القياس $1 + \frac{x}{h}$ ومعلمات الشكل h .

$$\text{u } \square \text{ Gamma}(1 + \frac{x}{h}, h)$$

6.4. عرض الحزمة:-

المعلمة الممهدة (smoothing parameter) ويرمز لها بالرمز (H) اذا كانت تستخدم لمتعدد المتغيرات ، ويرمز لها بالرمز (h) اذا كانت تستخدم لاحادي المتغير ، والتي تدعى (Bandwidth) أي عرض الحزمة او تسمى حجم النافذة او معلمة الانتشار او تسمى سعة القيد . وهناك عدة طرائق تحسب منها عرض الحزمة (Least Square Cross_ Validation(LSCV)) ومنها طريقة (Bandwidth) .

7.4. اختيار مصروفه عرض الحزمة:-

ان اختيار معلمة عرض الحزمة في حالة أحادي المتغير يتضمن اختيار معلمة مفردة ، اما في حالة متعدد المتغيرات تتضمن اختيار مصروفه عرض حزمة ان طريقة (Least Square Cross_ Validation(LSCV)) لمتعدد المتغيرات هي تعليم لنموذج أحادي المتغير التي وضعها الباحثون (Rudemo(1982)، Bowman (1984)) ، تعرف معلمة عرض الحزمة (Cross_ Validation [6, pp:8]) .

$$LSCV(H) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [Y_i - \hat{m}_{-i}(X_i, k)]^2 \quad \dots 19$$

$$\hat{H} = \arg \min_{H \in H} H$$

حيث :-

. (Local Polynomial) (Nadaraya-Watson) : $\hat{m}_{-i}(X_i, k)$



مقارنة المقدرات اللامعلميه في تحليل الانحدار المتعدد لـ Gamma , Beta

5. الجانب التجرببي :-

5-1. مراحل بناء تجربة المحاكاة:-

لتوضيح الجانب التجرببي تم تقسيمه على عدة اقسام وهي:-

قسم المرحلة الأولى:-

ان اهم مرحله هي مرحلة تحديد القيم الافتراضيه والتي تعتمد عليها المراحل التالية

وقد تم اختيار القيم بشكل الاتي:-

1. تحديد حجم العينة n

(n=30, n=60, n=120)

2. تحديد قيمة الانحراف المعياري σ

($\sigma=0.5$, $\sigma=1$, $\sigma=2$)

3. تحديد ابعاد المتغيرات التوضيحية p

(p=4,p=7,p=10)

4. تحديد عدد مرات تكرار التجربه (r=400)

المرحلة الثانية:-

هي مرحلة توليد المتغيرات وقد تم توليد المتغيرات التوضيحية باستعمال التوزيع المنتظم القياسي

Standard Uniform

$$x_i \sim \text{Uni}(0,1)$$

اما الخطأ فقد تم توليده حسب التوزيع الطبيعي بمتوسط صفر وتباعن σ^2

$$e_i \sim N(0, \sigma^2)$$

وتم حساب المتغير المعتمد Y_i على أساس النماذج الاتيه [3,pp:112].

$$Y = \left(\frac{x_i \hat{x}_i}{m}\right)^3 \exp\left(\frac{x_i \hat{x}_i}{2m}\right) + e_i$$

$$m = \text{Mean}(X_i \hat{X}_i)$$

المرحلة الثالثه :-

أولا :- لتقدير دالة الانحدار اللامعلمي .

ثانيا :- مقارنة المقدرات وبيان افضل مقدر من بين المقدرات اللامعلميه في تحليل الانحدار المتعدد.

الجدول (1) يوضح قيم متوسط مربعات الخطأ MSE عندما تكون عدد المتغيرات التوضيحية 4

الدوال	0.5			1.0		2.0	
	n	NW	LLS	NW	LLS	NW	LLS
Gamma*Gamma	30	0.1329	0.2082	0.2443	5.7646	0.7790	0.0052
	60	0.0034	0.0035	0.000717	0.0773	0.000429	0.0086
	120	0.00000014	0.0000120	0.00000042	0.00000111	0.0000059	0.0000172
Beta*Beta	30	0.0274	0.2183	0.0544	0.0307	0.2250	0.1096
	60	0.0013	0.0059	0.0030	0.0606	0.0052	0.2372
	120	0.00000036	0.0000053	0.0000365	0.000213	0.000086	0.0000968



**مقارنة المقدرات الالامعلمية في تحليل الانحدار المتعدد
لـGamma ، Beta**

- 1-قيمة MSE تتناقص عند زيادة حجم العينات ولجميع الدوال والممهدات .
- 2-عند حجم العينة ($n=30$) و ($\sigma=1$) كانت اقل قيمة لـ MSE لممهدin (NW,LLS) عند استعمال دالة .Beta
- 3-عند حجم العينة ($n=60$) و ($\sigma=2$) كانت اقل قيمة لـ MSE لممهدin (NW,LLS) عند استعمال دالة .Gamma
- 4-عند حجم العينة ($n=120$) و ($\sigma=1,2$) كانت اقل قيمة لـ MSE لممهدin (NW,LLS) عند استعمال دالة .Gamma
- الجدول (2) يوضح قيم متوسط مربعات الخطأ MSE عندما تكون عدد المتغيرات التوضيحية $P=7$
- 1-قيمة MSE تتناقص عند زيادة حجم العينات ولجميع الدوال والممهدات .
- 2-عند حجم العينة ($n=30$) و ($\sigma=1$) كانت اقل قيمة لـ MSE لممهدin (NW,LLS) عند استعمال دالة .Gamma
- 3-عند حجم العينة ($n=60$) و ($\sigma=0.5, 1,2$) كانت اقل قيمة لـ MSE لممهدin (NW,LLS) عند استعمال دالة .Gamma
- 4-عند حجم العينة ($n=120$) و ($\sigma=0.5$) كانت اقل قيمة لـ MSE لممهدin (NW,LLS) عند استعمال دالة Gamma ، وعند ($\sigma=1,2$) كانت اقل قيمة لـ MSE لممهدin (NW,LLS) عند استعمال دالة .Beta

الدوال	n	0.5		1.0		2.0	
		NW	LLS	NW	LLS	NW	LLS
Gamma*Gamma	30	0.1632	0.1448	0.1474	0.1588	1.7652	1.5145
	60	0.0021	0.0065	0.0000334	0.0258	0.0144	0.0805
	120	0.00000163	0.00000052	0.0000194	0.0000981	0.000018	0.00046
Beta*Beta	30	0.1508	2.3926	0.4016	18.8367	0.8747	47.0245
	60	0.0028	0.0570	0.0097	13.7145	0.0208	4.2370
	120	0.000061	0.000108	0.000069	0.0000691	0.0000095	0.000124

- الجدول (3) يوضح قيم متوسط مربعات الخطأ MSE عندما تكون عدد المتغيرات التوضيحية $P=10$
- 1-قيمة MSE تتناقص عند زيادة حجم العينات ولجميع الدوال .
- 2-عند حجم العينة ($n=30$) و ($\sigma=0.5, 1,2$) كانت اقل قيمة لـ MSE لممهد (NW) عند استعمال دالة .Gamma
- 3-عند حجم العينة ($n=60$) و ($\sigma=0.5, 1,2$) كانت اقل قيمة لـ MSE لممهدin (NW,LLS) عند استعمال دالة .Gamma
- 4-عند حجم العينة ($n=120$) و ($\sigma=0.5, 1$) كانت اقل قيمة لـ MSE لممهدin (NW,LLS) عند استعمال دالة .Gamma

الدوال	n	0.5		1.0		2.0	
		NW	LLS	NW	LLS	NW	LLS
Gamma*Gamma	30	0.2839	0.5706	0.5777	1.0020	0.5235	6.0554
	60	0.0027	0.0115	0.0011	0.00021	0.0114	0.8809
	120	0.00000300	0.00000017	0.000025	0.00000919	0.000068	0.0014
Beta*Beta	30	0.3262	0.5110	0.6524	0.1603	1.2716	3.2440
	60	0.0082	0.0661	0.0227	0.0183	0.0479	0.0349
	120	0.0000076	0.000260	0.000025	0.000662	0.000053	0.0013



6. الاستنتاجات :-

- 1- افضل مقدر ولجميع حجوم العينات والدوال المستخدمة في البحث وقيم التباين كان المقدر NW.
- 2- افضل دالة عند استعمال مقدر NW هي دالة Γ .
- 3- وجود علاقه عكسيه بين MSE وبين حجوم العينات (n) اذ يقل MSE بزياده حجوم العينات وجميع الحالات.

7. التوصيات :-

- 1- استخدام دوال مستمرة احادية المتغيرات مثل Lognomai Kernel
- 2- استخدام دوال متقطعة احادية المتغيرات مثل Binomial Kernel
- 3- استخدام مقدرات لا معلمية اخرى في الانحدار المتعدد.

المصادر :-

1-EL-Housseiny , A. R., Dalia ,Z (2014) "Estimation of Population Total using Local Polynomial Regression with Two Auxiliary Variables" University, Cairo, Egypt , Vol (3) No(2) PP[129-136].

<http://dx.doi.org/10.12785/jsap/030203>

2- Kokonendjia ,C.C., Some',S.M.,(2015) " On multivariate associated kernels for smoothing general density functions" aUniversity of Franche-Comté, Besanc, on, France ,arXiv:1502.01173.

3-Rosipal .R ., Trejo .L.J (2001) "Kernel Partial Least Squares Regression in Reproducing Kernel Hilbert Space" University of Paisley ,Vol(2) pp[97-123].

ltrejo@mail.arc.nasa.gov

4-Schafer ,C ., Wasserman. L " Tutorial on Nonparametric InferenceWith R "University Carnegie Mellon ,PP[1-202].

cschafer@stat.cmu.edu

5- Some',S.M., Kie'sse,T,S., Kokonendjia ,C.C " Régression multiple non-paramétrique par noyaux associés" 1Université de Franche-Comté and 2Université Nantes Angers Le Mans,pp[1-6].

http://papersjds14.sfds.asso.fr/submission_81.pdf

6- Some',S.M., Kokonendji,C.C (2014) "Effects of associated kernels in nonparametric multiple regressions" aUniversity of Franche-Comté, Besanc, on, France , arXiv:1502.01488v1,pp[1-18].

7- Some' .S.M., Kokonendjia .C.C, and Ibrahimb .M (2016) "Associated kernel discriminant analysisfor multivariate mixed data" aBourgogne Franche-Comté University, LMB Besancon, Vol. 09, Issue 02 pp[385-399].

8-Tristan Senga Kiess'e 1;a & Andy Andrianandraina 1;b "Discrete and continuous nonparametric kernel estimations for global sensitivity analysis" L'Université Nantes Angers Le Mans (LUNAM) Chaire Génie Civil Eco-construction.

tristan.sengakiesse@univ-nantes.fr

9- Wansouwé ,W.E ., Somé ,S.M., and Kokonendji C.C. (2016) "Ake: An R Package for Discrete and Continuous Associated Kernel Estimations" The University of Maroua and Université Bourgogne Franche-Comté vol(8) , no(2) p[258-276].

sobom.some@univ-fcomte.fr



Comparison of Estimates Nonparametric In Multiple Regression Analysis Function (Gamma ,Beta)

Abstract:-

The use of non-parametric models and subsequent estimation methods requires that many of the initial conditions that must be met to represent those models of society under study are appropriate, prompting researchers to look for more flexible models, which are represented by non-parametric models

In this study, the most important and most widespread estimations of the estimation of the nonlinear regression function were investigated using Nadaraya-Watson and Regression Local Ploynomial, which are one of the types of non-linear capabilities and using Gamma Kernel, Beta Kernel functions

compared with the Monti-Carlo simulation method Different variations and sizes of different samples.

The simulation results using the Monti-Carlo method showed that the best estimate was Nadaraya-Watson and for all cases.

Keywords: - Multiple regression, Interlinked nucleus of multiple regression (Continuous interrelated nucleus of multiple regression (Nadaraya_ Watson) and (Multiple Regression local Polynomial), Bandwidth.