بناء نموذج قياسي للاستيراد في السودان
باستخدام الانحدار المتعدد والشبكات العصبية الاصطناعية

عماد عمر أبكر أحمد* عماد يعقوب حامد أبكر

الملخص

تناولت الدراسة بناء نموذج قياسي للاستيراد في السودان باستخدام الانحدار المتعدد والشبكات العصبية الاصطناعية، واستهدفت الدراسة معرفة المتغيرات والعوامل التي تؤثر في الاستيراد في السودان من خلال استخدام أسلوب الانحدار المتعدد لبناء نموذج قياسي للاستيراد، والاستفادة من أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية في تأكيد جودة النموذج القياسي.

واعتمدت الدراسة على المنهج الإحصائي التحليلي وطريقة الاقتصاد القياسي. وتم تطبيق تقنيات اختبار جذر الوحدة والتكامل المشترك على البيانات. وتوضح النتائج التي تم التوصل إليها باستخدام أسلوب الانحدار المتعدد وجود تأثير معنوي من قبل متغير الناتج المحلي الإجمالي، الاستثمار، سعر الصرف، والضريبة الجمركية، في الاستيراد. أما أسلوب الشبكات العصبية فقد اظهر أن المتغيرات ذات التأثير الأكبر في الاستيراد هي: الاستثمار، والناتج المحلي الإجمالي، والضريبة الجمركية، وهناك تأثير بدرجة أقل للمتغيرين: سعر الصرف والصادرات، أما المتغيرانِ: الإنفاق الاستهلاكي والإنفاق الحكومي فليس لهما أي تأثير يذكر. ويتماشى ذلك مع ما توصلت إليه الدراسة باستخدام الانحدار المتعدد، مما يؤكد جودة النموذج القياسي المبني.

الكلمات المفتاحية: الاستيراد، الانحدار المتعدد، السودان، الشبكات العصبية الاصطناعية.

المقدمة:

يعد الاستيراد من العوامل الرئيسة التي تؤثر في السياسة الاقتصادية العامة لأي دولة وخاصة التجارة الخارجية ، والسودان من الدول التي يمثل فيها الاستيراد ركيزة أساسية لمعظم القطاع الصناعي، والزراعي، ويرتبط بشكل مباشر بالاستثمارات المحلية والأجنبية، ومن خلاله يتم توفير بعض السلع الاقتصادية مثل الأدوية، والخدمات الطبية، والسلع الرأسمالية، وغيرها من الاحتياجات التي قد لا تتوافر داخل السودان. وتوجد مجموعة واسعة من المتغيرات والعوامل الاقتصادية التي تؤثر في نموذج الاستيراد، مثل، سعر الصرف، والاستثمار ، والناتج المحلي الإجمالي ، والضرائب الجمركية، ... إلخ. وتختلف أهمية ودرجة واتجاه تأثير هذه المتغيرات، مما يجعل هناك صعوبة في بناء نموذج قياسي للاستيراد ذي كفاية عالية وخال من المشاكل القياسية التي يمكن أن تعترض النماذج الاقتصادية، مثل، الارتباط الذاتي، والارتباط الخطي، ...إلخ. وهذه المشاكل تلقي بظلالها السالبة على جودة النموذج وتفقده القدرة على دراسة الظاهرة، مما يقود إلى تخطيط خاطئ واتخاذ قرارات خاطئة. وفي هذه الدراسة يتم الجمع بين أسلوبي الانحدار المتعدد والشبكات العصبية وذلك من أجل بناء نموذج الاستيراد، حيث لكل من الأسلوبين مزاياه المختلفة في التعامل مع البيانات الإحصائية، فإلى أي مدى يمكن التكامل بين الأسلوبين في بناء نموذج قياسي للاستيراد في السودان ذي درجة عالية من الكفاية، وخال من المشاكل القياسية، ويمكن عبره تحديد المتغيرات التي يمكن أن تؤثر في الاستيراد في السودان؟ وما درجةُ تأثير كلَّ متغيِّر؟.

وتأتي أهمية هذه الدراسة من الأثر الكبير الذي يمكن أن يؤثره الاستيراد في الاقتصاد السوداني، فمن خلال الاستيراد تقوم الدولة بتوفير كثير من السلع الأساسية

* أستاذ الاقتصاد القياسي المساعد – كلية المجتمع بشقراء – جامعة شقراء

** أستاذ الإحصاء المساعد – كلية العلوم والدراسات الإنسانية بالدوادمي – جامعة شقراء.

والضرورية وكذلك السلع الرأسمالية التي يحتاجها الاقتصاد لزيادة الاستثمار والإنتاج والتنمية، كما يتم الحصول على الأدوية ، والخدمات الطبية والتي قد لا تتوفر داخل السودان. ونتيجة لهذه الأهمية فإن توفر المعلومات السليمة يساعد الدولة، والمستثمرين ورجال الأعمال على معرفة العوامل التي تؤثر في الاستيراد والتغيرات التي يمكن أن تطرأ عليه في المستقبل، كما يساعد في عملية التخطيط واتخاذ القرار السليم.

تستهدف الدراسة بناء نموذج قياسي للاستيراد في السودان يتميز بالدقة والجودة العالية، وذلك عن طريق الأدوات المستخدمة في بناء النموذج، أي الانحدار الخطي المتعدد ، والاستفادة من أسلوب الشبكات العصبية في رفع كفاية النموذج القياسي المبني باستخدام الانحدار لمعرفة المتغيرات والعوامل التي تؤثر في الاستيراد في السودان.

تفترض الدراسة وجود تأثير لكل من الناتج المحلي الإجمالي، وسعر الصرف، والضرائب الجمركية سلبياً على الاستيراد في السودان، بينما يؤثر الاستثمار والصادرات إيجابياً. كما تفترض إمكانية استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية كأداة لتأكيد أهمية المتغيرات الداخلة في نموذج الاستيراد، وتحديد درجة تأثير كل منها، وقياس جودة النموذج المبني باستخدام الانحدار المتعدد.

تتبع الدراسة المنهج الإحصائي التحليلي وطريقة الاقتصاد القياسي، حيث يتم الجمع بين أسلوبي الانحدار المتعدد والشبكات العصبية لبناء نموذج الاستيراد، ولكل من الأسلوبين مزاياه المختلفة في التعامل مع البيانات الإحصائية. وتستعين الدراسة ببعض الحزم الإحصائية الجاهزة كبرنامج التحليل الإحصائي spss، وبرنامج Eviews، بالإضافة إلى برنامج الشبكات العصبية الاصطناعية Alyuda NeuroIntelligence في التحليل. وتم جمع بيانات متغيرات نموذج الاستيراد في السودان من مصادر ثانوية وهى المراجع، النشرة الاقتصادية لبنك السودان، دوريات الجهاز المركزي للإحصاء، والعرض الاقتصادي لوزارة المالية. يتم دراسة العلاقة البينية بين متغيرات نموذج الاستيراد ومتغيرات الاقتصاد الكلي ذات الصلة من خلال نموذج الانحدار المتعدد والمعادلات الآنية. وهذه البيانات تغطي الفترة الدراسية (1960-2008 م).

الإطار النظري والدراسات السابقة:

على المستوى النظري يوجد في النظرية الاقتصادية أدبيات تخص دراسة الاستيراد على سبيل المثال استخدم براونسون[1] الدالة $M = f(Y, P, EX)$ ، حيث إن M الاستيراد يعتمد طردياً على مستوى الدخل Y، مستوى سعر السلعة المحلية P المنافسة للمستوردات، و EX سعر الصرف. واستخدمت كوتيانس[2] الدالة $M = f(Y, P_{t-1})$ ، حيث إن الاستيراد يعتمد طردياً على مستوى الدخل المتاح Y، وP_{t-1} مستوى أسعار العام السابق. كذلك استخدم[3] الدالة $M = f(Y, P/P_f)$، حيث إن الاستيراد يعتمد طردياً على الدخل المحلي Y، نسبة الأسعار المحلية إلى الأسعار الأجنبية P/P_f. تعد المتغيرات الواردة في هذه الأدبيات أساساً نظرياً لمعظم الدراسات التطبيقية التي تناولت نموذج الاستيراد.

وعلى المستوى التطبيقي يوجد العديد من الدراسات التي تناولت نموذج الاستيراد نذكر منها على سبيل المثال ما يلي:

في السودان استخدمت دراسة هنادي[4] متغيرات مستقلة تتمثل في سعر الصرف، قيمة الاستيراد، ومعدلات التضخم. وفي المملكة العربية السعودية تناولت دراسة عابد[5] متغيرات مستقلة تتمثل في الدخل، الأسعار النسبية، والاحتياطي الأجنبي.

وفي تركيا استهدفت دراسة ظلال وميسوت[6] إلى تطوير نموذج للمستوردات التركية باستخدام بيانات سلسلة زمنية ربع سنوية لمتغيرات الدخل، وسعر الصرف، ومعدل التضخم، واحتياطي النقد الأجنبي. وطبقت الدراسة منهجية الاقتصاد القياسي على نموذج التكامل المشترك لأنجل–جرانجر، ونموذج متجه الانحدار الذاتي لبرنانك. وأهم ما توصلت إليه الدراسة هو أن أثر الدخل يتبع النمط نفسه في تقديرات النموذجين، وأن المستوردين تستجيب للدخل في الفترة القصيرة أكثر من الفترة الطويلة.

وتناول حفيظ[7] التقدير القياسي لدالة الاستيراد التقليدية في باكستان، وطبقت الدراسة أسلوب جونسون–جوسليس للتكامل المشترك، واستخدمت بيانات سنوية لمتغيرات الدخل، وأسعار المستوردات، والأسعار المحلية. وتوصلت الدراسة إلى وجود علاقة توازنية طويلة المدى بين متغيرات الدراسة، وأن تغيرات الدخل وأسعار المستوردات لها أثر معنوي في الاستيراد.

وفي ساحل العاجل استهدفت دراسة ناجوسان وياكسينج[8] التقدير القياسي لدالة الاستيراد، واتبعت الدراسة منهجية الاقتصاد القياسي واستخدمت بيانات سلسلة زمنية لمتغيرات الإنفاق الاستهلاكي، والإنفاق الاستثماري، والصادرات والأسعار النسبية. وتوصلت إلى وجود علاقة توازنية بين متغيرات دالة الاستيراد.

تميزت الدراسة الحالية عن الدراسات السابقة باستخدامها أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية لتدعيم نموذج الانحدار الخطي.

بناء نموذج الانحدار الخطي:

سيتم بناء نموذج انحدار خطي للاستيراد في السودان استناداً على المتغيرات التي وردت في الدوال والدراسات السابقة. لم يتم الحصول علي بيانات عن بعض المتغيرات الواردة في الدوال والدراسات السابقة لفترة الدراسة، وهي مستوى الأسعار، معدل التضخم، الاحتياطي الأجنبي. كما لا يمكن إدراج جميع المتغيرات التفسيرية التي تؤثر في الاستيراد في النموذج لتقديره، ذلك لصعوبات كثيرة أهمها على الأقل صعوبة القياس. لذلك عادة ما يتم الاقتصار فقط على عدد منها وهي المتغيرات الأكثر أهمية[9].

سيتم استخدام طريقة تجريب المتغيرات كما يلي:

$M_t = f(GDP_t , I_t , E_t , GDP_{t-1})$ ... (1)

حيث إن الناتج المحلي الإجمالي GDP_t، الاستثمار I_t، الصادرات E_t، والناتج المحلي الإجمالي في العام السابق GDP_{t-1}. عليه يصبح النموذج القياسي للاستيراد كما يلي:

$$M_t = m_o + m_1 GDP_{t_i} + m_2 I_t + m_3 E_t + m_4 GDP_{t\text{-}1_i} + u \quad ...(2)$$

حيث إن: m_1 معامل الناتج المحلي الإجمالي، يتوقع أن يكون سالب الإشارة، يعبر عن علاقة عكسية بين الناتج المحلي الإجمالي والاستيراد، ومن المتوقع أن تؤدي الزيادة في الناتج المحلي الإجمالي إلى تخفيض الاستيراد. m_2 معامل الاستثمار، موجب الإشارة، حيث إن الاستثمار يحتاج إلى معدات وآليات وسلع أجنبية. m_3 معامل الصادرات، موجب الإشارة، ويعبر عن علاقة طردية بين الصادرات والمستوردات. m_4 معامل الناتج المحلي في العام السابق، سالب الإشارة، ويعبر عن علاقة عكسية بين الناتج المحلي الإجمالي في العام السابق والاستيراد. u_t حد الخطأ العشوائي. t الفترة الزمنية. مقدرات النموذج رقم (2) وإحصائيات تشخيص مشاكله القياسية موضحة في الجدول (1).

جدول (1): تقدير نموذج الاستيراد (رقم 2) بطريقة OLS

المتغير التابع ($D(M_t$				
المتغيرات المستقلة	المقدرات	إحصائية (t)	الاحتمال(P)	VIF
Constant	-115.1114	-0.780837	(0.439)	-
GDP_t	0.262029	3.276843	(0.002)	423.59
I_t	0.681316	5.015457	(0.000)	57.04
E	-0.130848	-0.854653	(0.397)	38.57
GDP_{t-1}	-0.225636	-2.018065	(0.049)	598.528
$_{E)}$=0.99، $R_{(GDP}$، P = 0.000)، (F = 644، (DW = 1.61)، (Adj R^2 = 0.98)،(R^2 = 0.98)				
اختبار الارتباط الذاتي	P=0.581)،(Q-statistic LB = 18.095			
	P=0.061)،(BG LM = 3.51			
اختبار اختلاف التباين	P = 0.000)، (t-statistic(GDP_t) = 3.73،Park test P = 0.000)،(t-statistic(GDP_{t-1}) = -2.76			
	White Test = 34.82349 (P = 0.000)			
	P = 0.019)، (t-statistic = 2.41 ،K B Test			

المصدر: حسابات الباحث باستخدام برامج E-views

أولاً: وجود مشكلة الارتباط الخطي من خلال الاختبارات الآتية:

1- إحصائيات R^2 ،t و F : يشك في وجود الارتباط الخطي المتعدد إذا كانت قيمة R^2 عالية – تقارب أو تفوق 0.95 % مثلاً – بينما مقدرات الانحدار الجزئية غير معتمدة إحصائيا نظراً لتدني قيم t وهذا ما أكده عبد الرحمن[10].

ويلاحظ أن مقدرة الصادرات غير معتمدة إحصائيا عند احتمال خطأ 5%، حيث إن قيمتها الاحتمالية تساوي 0.397 وهي أكبر من 0.05 . بينما يلاحظ الاعتماد الإحصائي للنموذج ككل من خلال إحصائية F= 644، حيث نجد أن القيمة الاحتمالية تساوي 0.000 ، وهي أقل من 0.05 .

ويلاحظ أن قيمة معامل التحديد بلغت 0.98، مما يعني أن 98% من التغيرات في الاستيراد تعود إلى المتغيرات المستقلة في النموذج، بينما 2% فقط من التغيرات تعود إلى متغيرات غير مضمنة في النموذج. التناقض في نتائج هذه الاختبارات دليل على وجود مشكلة الارتباط الخطي. بمعنى آخر أن المعالم فردياً لا تختلف عن الصفر وغير معنوية ويمكن حذف المتغيرات اللاحقة بها من النموذج، لكنها في مجموعها معتمدة إحصائيا ويجب استبقاء المتغيرات اللاحقة بها في النموذج.

2- معامل اختلاف التباين VIF: جميع معاملات تضخم التباين تفوق العدد 10، هذا يعني وجود مشكلة ارتباط خطي في النموذج.

3- معامل الارتباط الخطي البسيط: معامل الارتباط البسيط بين متغير الصادرات والناتج المحلي الإجمالي في العام السابق $R_{(GDP,E)}$ = 0.99 يوضح وجود المشكلة.

ثانياً: عدم وجود مشكلة ارتباط ذاتي من خلال الاختبارات الآتية:

1- إحصائية دربن واتسون (DW): إحصائية دربن واتسون تساوي 1.96 وهي تقع بين القيمة الجدولية العليا والدنيا لدربن واتسو ن $du_4^{49}=1.72$ و $dL_4^{49}=1.38$. هذا يعني أنها تقع في منطقة عدم التأكد.

2- إحصائية لجنك بوكس Q-Statistic LB توضح أن القيمة الاحتمالية تزيد عن 0.05 وذلك يؤدي إلى قبول فرض العدم، يعني أن بواقي المعادلة لا تعاني من ارتباط ذاتي.

3- اختبار بيرويش- قودفيري LM (BG) للارتباط الذاتي يوضح عدم وجود المشكلة، وذلك من خلال القيمة الاحتمالية للاختبار التي تقل عن 0.05 .

ومما سبق يمكن القول أن نموذج الاستيراد لا يعاني من مشكلة الارتباط الذاتي.

ثالثاً: وجود مشكلة اختلاف التباين من خلال ما يلي:

1- اختبار بارك يوضح أن القيمة الاحتمالية للمتغير GDP_t، وGDP_{t-1} تقل عن 0.05 ، الأمر الذي يؤدي إلى رفض فرض العدم وتصبح معادلة الاستيراد تعاني من مشكلة اختلاف التباين.

2- القيمة الاحتمالية لاختبار وايت أقل من 0.05 هذا يعني رفض فرض العدم أي وجود مشكلة اختلاف التباين.

3- القيمة الاحتمالية لاختبار كونكر بيزت(KB)، أقل من 0.05 .هذا يؤدي إلى رفض فرض العدم أي وجود مشكلة اختلاف التباين في نموذج الاستيراد.

رابعاً: عدم استقرار متغير الاستيراد، وذلك من خلال نتائج اختباري ديكي- فولر، وفليب- بيرون.

علاج الارتباط الخطي: يتم عن طريق إدخال معادلات جديدة في النموذج للتعبير عن العلاقة بين المتغيرات التفسيرية المترابطة. وبذلك يتحول النموذج إلى نموذج معادلات آنية يتم تقديرها بإحدى طرق القياس المناسبة حسب تمييز المعادلات[11]، وهي طريقتي المربعات الصغرى ذات المرحلتين وذات المراحل الثلاث. فالظواهر الاقتصادية غالباً ما لا تكون ببساطة بحيث يمكن وصفها وتحليلها من خلال معادلة واحدة. دالة الاستيراد تحتوي على علاقات متشابكة، فالمتغير التابع- الاستيراد- M_t يظهر في ضمن متغيرات مستقلة في معادلة الناتج المحلي الإجمالي التعريفية. كذلك يظهر المتغير المستقل -الاستثمار- I_t في المعادلة التعريفة، كمتغير تابع في معادلة الاستثمار. لعلاج الارتباط بين الناتج المحلي الإجمالي والاستثمار سيتم إدخال معادلات جديدة تمثل الاستثمار والناتج المحلي الإجمالي.

علاج مشكلة اختلاف التباين: يتم العلاج عن طريق التقدير بواسطة 3SLS، ومن شروط استخدام هذه الطريقة وجود ارتباط بين المتغيرات التفسيرية والحدود العشوائية بمعادلات النموذج، وهذا يحدث في حالة النماذج ذات المعادلات الآنية ويؤدي إلى وجود مشكلة عدم ثبات التباين[12]. ولذلك سيتم دراسة نموذج الاستيراد من خلال النموذج الآني الذي استخدمته كوتسيانس[13]، مع إجراء بعض التعديلات[14]. النموذج الآني لكوتسيانس هو امتداد للنموذج الكينزي لتحديد الدخل القومي. تم التوصل إلى هذا النموذج بعد علاج مشكلة عدم سكون المتغيرات وتخفيف حدة الارتباط الذاتي عن طريق حذف متغيرات ذات درجة عالية من الارتباط وإدخال متغيرات أخرى بالصورة الآتية:

$$\begin{cases} C_t = a_0 + a_1\, GDP_t + a_2\, C_{t\text{-}1} + a_3\, D(M_t) + u_1 & ...(3a) \\ I_t = b_0 + b_1\, GDP_t + b_2\, C_t + u_2 & ...(3b) \\ D(M_t) = m_o + m_1\, GDP_t + m_2\, I_t + m_3\, D(D(Exch_t)) + m_4\, D(T_t) + u_3 & (3c) \\ GDP_t = C_t + I_t + G_t + E_t - D(M_t) & ...(3d) \end{cases} ...(3)$$

النظام الآني رقم (3) في أعلاه يحتوي على أربع معادلات أي أربع متغيرات داخلية، C_t، I_t، $D(M_t)$ و GDP_t. يوجد ستة متغيرات محددة مسبقاً C_{t-1}، GDP_{t-1}، $D(D(exch))$، $D(T_t)$، E_t ، و G_t .

حيث إن : C_t = الإنفاق الاستهلاكي. I_t = الاستثمار. M_t = قيمة الاستيراد (يقيس كميات السلع والخدمات المستوردة). GDP_t = الناتج المحلي الإجمالي (يقيس كميات سلع وخدمات منتجة داخل السودان خلال العام). GDP_{t-1} = الناتج المحلي الإجمالي في الفترة السابقة. E_t = الصادرات. C_{t-1} = الإنفاق الاستهلاكي في العام السابق . G_t = الإنفاق الحكومي.

المعادلة رقم (3a) هي معادلة استهلاك سلوكية، الإنفاق الاستهلاكي يعتمد على الناتج المحلي الإجمالي للعام الحالي (علاقة موجبة a_1> الصفر)، والإنفاق الاستهلاكي للعام السابق (علاقة موجبة أيضاً a_2>0)، والاستيراد (علاقة موجبة a_3>. الصفر). المعادلة رقم (3b) هي دالة استثمار سلوكية، الاستثمار يتحدد بالناتج المحلي الإجمالي (علاقة موجبة b_1> الصفر)، والإنفاق الاستهلاكي (علاقة سالبة b_2> الصفر). المعادلة رقم (3c) هي دالة استيراد سلوكية. تم تعريفها سابقاً. أما المعادلة الأخيرة رقم (3d) فهي متطابقة تعريفية، والتي تعرف الناتج المحلي الإجمالي كحصيلة جمع الاستهلاك، والاستثمار، والإنفاق الحكومي، وصافي الصادرات.

نموذج الصيغة المختصرة: يمكن الحصول على نماذج الصيغة المختزلة عن طريق التعبير المباشر عن المتغيرات الداخلية كدالة في كل المتغيرات المحددة سلفاً في النظام دون الحاجة إلى التعويض وذلك بالصورة الآتية:

$$\begin{cases} C_t = \Pi_0 + \Pi_1\, C_{t\text{-}1} + \Pi_2\, G_t + \Pi_3\, E_t + \Pi_4\, D(D(Exch)) + \Pi_5\, D(T) + w_1 \\ I_t = \Pi_6 + \Pi_7\, C_{t\text{-}1} + \Pi_8\, G_t + \Pi_9\, E_t + \Pi_{10}\, D(D(Exch)) + \Pi_{11}\, D(T) + w_2 \\ M_t = \Pi_{12} + \Pi_{13}\, C_{t\text{-}1} + \Pi_{14}\, G_t + \Pi_{15}\, E_t + \Pi_{16}\, D(D(Exch)) + \Pi_{17}\, D(T) + w_3 \\ GDP_t = \Pi_{18} + \Pi_{19}\, C_{t\text{-}1} + \Pi_{20}\, G_t + \Pi_{21}\, E_t + \Pi_{22}\, D(D(Exch)) + \Pi_{23}\, D(T) + w_4 \end{cases} ...(4)$$

الجدول (2) يوضح تمييز النظام الآني رقم (3) باستخدام شرط الدرجة The order condition.

جدول (2): تمييز معادلات النظام الآني

رقم المعادلة	K−k	M−1	مميزة ؟
(3a)	4	2	فائقة التمييز
(3b)	5	2	فائقة التمييز
(3c)	3	2	فائقة التمييز

المصدر: إعداد الباحث

K عدد المتغيرات المحددة مسبقاً في النموذج. k يمثل عدد متغيرات محددة مسبقاً في المعادلة المعنية. و M يمثل عدد متغيرات داخلية في المعادلة المعنية. بما أن جميع المعادلات فائقة التمييز يعد النظام الآني كله فائق التمييز.

سيتم استخدام طريقة المربعات الصغرى ذات المرحلتين 2SLS وذات المراحل الثلاث 3SLS للأسباب الآتية:

- النظام الآني فائق التمييز.
- ووجود ارتباط بين المتغيرات المستقلة وحد الخطأ بمعادلات النظام والتي أدت إلى وجود مشكلة اختلاف التباين. هذه الطرق تعمل على إزالة مركبة الخطأ، وذلك باستخدام القيم المقدرة للمتغيرات الداخلية بدلاً عن القيم الحقيقية في انحدار المرحلة الثانية[15].
- وجود ارتباط خطي متعدد بنموذج الاستيراد.
- تعمل طريقة 3SLS في انحدار المرحلة الثالثة على استخدام طريقة المربعات الصغرى المعممة بقسمة متغيرات النموذج على تباين حد الخطأ.

المفاضلة بين تقديرات طريقتي 3SLS و 2SLS لنموذج الاستيراد رقم (3c) يوضحها الجدول (3) والجدول (4).

جدول (3): تقدير نموذج الاستيراد بطريقة 2SLS

المتغير التابع ($D(IM_t)$			
المتغيرات المستقلة	المقدرات	إحصائية (t)	الاحتمال
Constant	64.10196	0.518931	(0.605)
GDP_t	-0.153450	-4.307924	(0.000)
I_t	0.730823	4.516626	(0.000)
$D(D(exch_t))$	-3890.881	-4.031054	(0.000)
$D(T_t)$	9.746965	10.65836	(0.000)
$(R^2 = 0.77)$، $(Adj\ R^2 = 0.75)$ ، $(DW = 2.17)$ ، $(F = 35)$ ، $(n = 47)$			

المصدر: حسابات الباحث باستخدام برامج E-views

جدول (4): تقدير نموذج الاستيراد بطريقة 3SLS

المتغير التابع ($D(IM_t)$			
المتغيرات المستقلة	المقدرات	إحصائية (t)	الاحتمال
Constant	70.21227	0.605102	(0.546)
GDP_t	−0.209128	−8.698462	(0.000)
I_t	0.976192	8.972498	(0.000)
$D(D(exch_t))$	−3749.892	−5.783833	(0.000)
$D(T_t)$	11.38010	15.19235	(0.000)
$(R^2 = 0.66)$، $(Adj\ R^2 = 0.62)$ ، $(DW = 2.19)$، $(F = 20)$			

المصدر: حسابات الباحث باستخدام برامج E-views

سيتم المفاضلة بين الطريقتين وفقاً لقيم معامل التحديد، معامل التحديد المعدل، إحصائية دربن–واتسون، إحصائية F :

– بناءاً على قيمتي معامل التحديد ومعامل التحديد المعدل نلاحظ أن طريقة 3SLS أعطت القيمة $R^2 = 0.66$ و $Adj\ R^2 = 0.62$. بينما سجلت طريقة 2SLS، $R^2 = 0.77$ و $Adj\ R^2 = 0.75$. هذا يوضح أن مقدرة تفسير المتغيرات المستقلة لتغيرات المتغير التابع في طريقة 2SLS أقوى.

– إحصائية دربن–واتسون لطريقة 3SLS تساوي 2.19 ، وبالنسبة لطريقة 2SLS تساوي 2.17 وهي أقرب إلى الرقم 2.

– قيمة إحصائية F لطريقة 3SLS تساوي 27 ، وبالنسبة لطريقة 2SLS تساوي 43 ، هذا يعني أن متوسط مربعات الأخطاء في طريقة 2SLS أقل.

على ضوء المقارنات السابقة تفضل طريقة 2SLS. وهي الطريقة التي سوف يتم اعتمادها في مناقشة نتائج تحليل الانحدار.

بناء نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية:

الشبكة العصبية الاصطناعية هي نموذج يحاكي الشبكة العصبية الطبيعية (البيولوجية). ويستخدم عدداً من الطرق الأساسية المستخدمة في النظم العصبية الطبيعية بمساعدة برمجيات المحاكاة وأسلوب المعالجة المتوازية[16]. ومن الناحية الإحصائية يمكن اعتبار الشبكة العصبية عبارة عن نموذج رياضي أو مجموعة من الأدوات لنمذجة البيانات الإحصائية الخطية وغير الخطية.

تتكون الشبكة العصبية الاصطناعية من مجموعة من وحدات المعالجة والتي تسمى خلايا عصبية أو عصبونات والتي تتماثل مع العصبونات البيولوجية الموجودة في المخ، وهذه الوحدات متصلة فيما بينها في شكل ترابطات تسمى بالشبكة العصبية. ووحدات المعالجة أو العصبونات هي الوحدات التي تقوم بعملية معالجة المعلومات في الشبكة العصبية، وهي تشكل المكونات الأساسية التي تتألف منها كل طبقات الشبكة العصبية. وتتصل هذه الوحدات بطرق مختلفة بواسطة الوصلات البينية لتعطي الشكل العام أو البنية المعمارية للشبكة العصبية الاصطناعية. وتتألف أي وحدة معالجة (عصبون) من: معاملات الأوزان Weighting Coefficients، دالة الجمع Summation Function، دالة التحويل Transfer Function، دالة الإخراج Output Function. وتتألف البنية العامة أو معمارية الشبكة العصبية من: طبقة المدخلات Input Layer (هي الطبقة التي يتم عبرها تغذية الشبكة بالبيانات من الخارج)، طبقة المخرجات Output Layer (تتكون هذه الطبقة من وحدات المعالجة التي عبرها يتم إخراج الناتج النهائي للشبكة)، الطبقة الخفية Hidden Layer (تقع هذه الطبقة بين طبقة المدخلات وطبقة المخرجات ويتم فيها إجراء المعالجة اللازمة على البيانات قبل إخراجها)، الوصلات البينية (الأوزان) Connections (هي عبارة عن وصلات اتصال بين الطبقات المختلفة والوحدات داخل كل طبقة ومهمتها نقل البيانات الموزونة).

وتقوم الشبكة العصبية في إنجاز وظائفها من خلال التعلم. وتعد عملية التعلم في الشبكات العصبية الاصطناعية الوسيلة الرئيسة التي تمكن الشبكة من إنجاز ما يطلب منها من مهام. وتقوم عملية التعلم في الشبكة العصبية على نفس الطريقة التي يكتسب بها الإنسان المعرفة، حيث يتم عرض مجموعة من الأمثلة للشكل أو النمط المطلوب من الشبكة معرفتها، وتقوم الشبكة عن طريق عملية ضبط أوزان الترابطات بين وحداتها المختلفة بتشكيل تمثيل داخلي للشكل أو النمط المطلوب وتخزينه في ذاكرتها لتكون متاحة للاستخدام بعد ذلك[17].

وتستخدم لعملية التعلم في الشبكة مجموعة من خوارزميات التدريب، واختيار الخوارزمية المناسبة تعد من أهم العوامل في تطبيقات الشبكات العصبية الاصطناعية. وتوجد العديد من خوارزميات التعلم ويتوقف اختيار الخوارزمية المناسبة على حسب نوع الشبكة. ومن أكثر الخوارزميات استخداماً في شبكات التنبؤ هي خوارزمية الانتشار العكسي Back Propagation Algorithm وتغطي تطبيقات الشبكات العصبية مجالات عديدة في الحياة العامة، ويعد مجال التنبؤ واحداً من الحقول التي طبقت فيها نماذج الشبكات العصبية بنجاح، وقد أظهرت النتائج المتحصل عليها من تلك الدراسات دقة عالية بالمقارنة مع أساليب التنبؤ التقليدية[18]. وما يميز نماذج الشبكات هو عدم وجود أي افتراضات أو شروط مسبقة عند تطبيقها في مجال التنبؤ كما في الأساليب الإحصائية التي يجب أن تتحقق بعض الافتراضات قبل تطبيقها.

والشبكات العصبية التي يكثر استخدامها في عمليات التنبؤ هي شبكات الانتشار الخلفي ذي التغذية الأمامية Feed Forward Back Propagation (NN)، والشكل الأكثر استخداما لهذه الشبكات هي شبكة ذات مخرج واحد وطبقة خفية واحدة أو اثنتين مع عدد من وحدات المعالجة، دوال تحفيز آسية logistic في الطبقة الخفية، دالة تحويل خطية linear في طبقة المخرجات.

وتعد شبكة البيرسيبترون متعدد الطبقات Multi-Layer Preceptron (MLP) من أفضل معماريات الشبكات العصبية التي تستخدم في بناء نماذج التنبؤ [19].

الشكل القياسي لمعمارية شبكة MLP التي يكثر استخدامها في التنبؤ، تتصف بالآتي:

1- شبكة ذات بنية معمارية كاملة الترابطات.

2- تحيز وترابطات مختصرة مباشرة من المدخلات إلى وحدات المخرجات.

3- طبقة خفية واحدة مع دالة تحفيز لوجستية وذلك لتحسين عدم الخطية في الوحدات الخفية.

4- طبقة مخرجات تستخدم مع وحداتها دالة خطية لوزن مدى المخرجات.

النموذج العام لشبكة MLP الذي يستخدم في التنبؤ يعطى كالآتي:

$$\hat{x}(t) = w_0 + \sum_{j=1}^{h} w_j f_j \left[\sum_{i=1}^{n} w_{ij} x(k-i) \right]_j + w_{j0} \quad \text{.....(3 - 2)}$$

حيث:

h: عدد وحدات الطبقة الخفية، n: عدد وحدات المدخلات، w_{ij}: الأوزان بين المدخلات والطبقة الخفية w_j: الأوزان بين الطبقة الخفية وطبقة المخرجات، $f_j(.)$: دالة تحفيز سيغمويد في الوحدات الخفية.

وفي هذه الدراسة سوف يتم استخدام شبكة الـMLP لبناء نموذج الشبكة العصبية لبيانات الدراسة. وتم اختياره من بين عدد من الأنواع الأخرى للشبكات التي تستخدم في التنبؤ مثل: شبكة دالة القاعدة الإشعاعية RBF، شبكة الاسترجاع الخلفي RNN وشبكة الانحدار العام GRNN. وتمت عملية الاختيار من خلال المزايا التفضيلية لـMLP.

اختيار وبناء نموذج الشبكة العصبية: سيتم استخدام أسلوب الشبكات العصبية في بناء نموذج تنبؤ للاستيراد وذلك باستخدام المتغيرات المستقلة التي تؤثر في الاستيراد، لبيانات الدراسة خلال الفترة من 1960 إلى 2008م، وذلك من أجل معرفة أهمية ودرجة تأثير هذه المتغيرات في الاستيراد في السودان. وهذه

المتغيرات هي المتغيرات التي تم اختبارها من خلال النموذج القياسي المبني بواسطة الانحدار المتعدد.

اولاً: البيانات المدخلة للشبكة:

تكونت البيانات المدخلة للشبكة من ثمانية متغيرات عبارة عن سلاسل زمنية للفترة من 1960– 2008، وهي: الاستيراد M، الإنفاق الاستهلاكي C، الصادرات E، سعر الصرف EXCH، الإنفاق الحكومي G، الناتج المحلي الإجمالي GDP، الاستثمار I، الضريبة الجمركية T.

حيث كان المتغير M يمثل المتغير المستهدف Target variable الذي يراد التنبؤ به أي المتغير الذي يجب إنتاجه بواسطة الشبكة.

وتم تقسيم البيانات المدخلة للشبكة بطريقة عشوائية، إلى ثلاثة أجزاء كما يلي:

- (72%) من البيانات استخدمت لتدريب الشبكة Training Set
- (14%) من البيانات استخدمت لقياس صلاحية الشبكة في أثناء التدريب Validation set
- (14%) من البيانات استخدمت لاختبار الشبكة بعد الانتهاء من التدريب Test set

ومن أجل ملائمة البيانات المدخلة لمتطلبات الشبكة تم تحويل البيانات في المدى ما بين (1 و1−) لمدخلات ومخرجات الشبكة، معاملات الأوزان للمتغيرات المختلفة موضحة بالجدول (5).

جدول (5): معاملات أوزان المتغيرات

المتغيرات	معاملات الأوزان
الإنفاق الاستهلاكي C	0.000017
الصادرات E	0.000105
سعر الصرف EXCH	0.759575
الإنفاق الحكومي G	0.000165
الناتج المحلي الإجمالي GDP	0.000014
الاستثمار I	0.000067
الضريبة الجمركية T	0.000677
الاستيراد M	0.000077

المصدر: حسابات الباحث باستخدام برامج الشبكات العصبية الاصطناعية

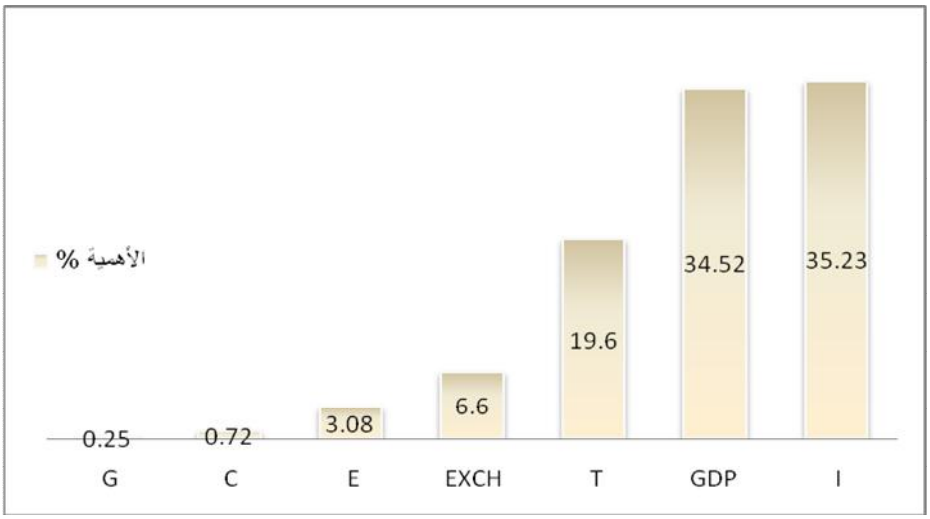
ثانياً: أهمية المتغيرات المدخلة للشبكة:

كان هناك اختلاف في درجة تأثير وأهمية المتغيرات المستخدمة في بناء نموذج الشبكة العصبية، فقد أسهمت بعض المتغيرات بدرجة أكبر من غيرها في وصول الشبكة إلى مرحلة التعلم وإنتاج المتغير المستهدف (الاستيراد). الجدول (6) والشكل البياني (1) يوضحان الأهمية النسبية للمتغيرات المستقلة التي أسهمت في تدريب الشبكة، ودرجة تأثيرها في مخرجات الشبكة أي المتغير المستهدف في الشبكة.

جدول (6): الأهمية النسبية للمتغيرات التي تؤثر في الاستيراد

المتغير المستقل	الأهمية %
الاستثمار I	35.23
الناتج المحلي الإجمالي GDP	34.52
الضريبة الجمركية T	19.60
سعر الصرف EXCH	6.60
الصادرات E	3.08
الإنفاق الاستهلاكي C	0.72
الإنفاق الحكومي G	0.25
المجموع	100

المصدر: حسابات الباحث باستخدام برامج الشبكات العصبية الاصطناعية



شكل (1):الأهمية النسبية للمتغيرات التي تؤثر في الاستيراد

نلاحظ اختلاف أثر هذه المتغيرات، حيث بلغت أعلى درجة للمتغير I وبنسبة 35.23% ، ثم GDP بنسبة 34.52%، T بنسبة 19.60% ، EXCH بنسبة 6.60% ، E بنسبة 3.08%، C بنسبة 0.72%، وأقل درجة للمتغير G وبنسبة 025% .

ونستخلص من ذلك إن المتغيرات الأكثر تأثيراً هي: I، GDP، T، وتأثير ضعيف للمتغيرين: EXCH و E، أما المتغيرات: C، G فليست لها أي تأثير يذكر. ويتماشى ذلك مع ما توصلت إليه الدراسة باستخدام الانحدار المتعدد، حيث تضمن نموذج الانحدار أربعة متغيرات هي: (I، GDP، T، EXCH).

ثالثاً: الخصائص العامة للشبكة:

الخصائص العامة لنموذج الشبكة المختارة موضحة بالجدول (7).

جدول (7): الخصائص العامة لنموذج الشبكة العصبية للاستيراد

الحالة	الخاصية
البنية المعمارية للشبكة (Network architecture)	7 – 18 – 1
دالة تحفيز الطبقة الخفية (hidden layers activation function)	Logistic function
دالة تحفيز طبقة المخرجات (output activation function)	Linear function
دالة الخطأ في طبقة المخرجات (output error function)	Sum-of-squares
خوارزمية التدريب (training algorithm)	Quick Propagation

المصدر: حسابات الباحث باستخدام برامج الشبكات العصبية الاصطناعية

- معمارية الشبكة: معمارية الشبكة المختارة تكونت من ثلاث طبقات (طبقة المدخلات، الطبقة الخفية، طبقة المخرجات) وهذه الطبقات كاملة الترابط فيما بينها بواسطة الوصلات البينية التي تحمل الأوزان، وتم تحديد هذه المعمارية من خلال البحث والمفاضلة بين التراكيب المختلفة وذلك بالاعتماد على بعض المعايير الإحصائية مثل الخطأ المطلق AE لبيانات التدريب، معامل الارتباط R بين مدخلات ومخرجات الشبكة ومعيار أكايكي للمعلومات AIC.

وقد توزعت عناصر المعالجة في طبقات الشبكة الثلاثة كالآتي: 7 عنصر في طبقة المدخلات، 18 من عناصر المعالجة في الطبقة الخفية، وعنصر معالجة واحد في طبقة المخرجات، ويتم تحديده بناءً على مخرجات الشبكة، وفى حالة التنبؤ المفرد دائماً يساوي واحداً.

- دوال التحفيز في الطبقة الخفية والمخرجات: تم الاعتماد على الدالة اللوجستية Logistic Function كدالة تحفيز في الطبقة الخفية.

وفي طبقة المخرجات تم استخدام الدالة الخطية Linear كدالة تحفيز في هذه الطبقة.

- تدريب الشبكة: لتدريب الشبكة تم استخدام خوارزمية الانتشار السريع Quick Propagation Algorithm، حيث تم تدريب الشبكة لعدد من المرات المتكررة من أجل تعليم الشبكة. ولحساب الأخطاء في طبقة المخرجات في أثناء التدريب تم استخدام دالة الخطأ (مجموع المربعات) Error function: Sum-of-squares.

وتم الاعتماد على بعض المعايير الإحصائية مثل متوسط الخطأ المطلق MAE ومتوسط الخطأ النسبي المطلق MARE من أجل مراقبة عملية التعلم في الشبكة، وصغر قيم هذه المعايير أو اقترابها من الصفر في بيانات التدريب والصلاحية يدل على جودة تعلم الشبكة، وتعتمد هذه المعايير في حسابها على الأخطاء الناتجة من الفرق بين القيم المخرجة بواسطة الشبكة والقيم الفعلية للسلسلة.

النتائج والمناقشة

أولاً: نموذج الانحدار الخطي:

تم اختبار جودة توفيق النموذج عن طريق معامل التحديد المتعدد، the coefficient of multiple determination (R^2)، وهو نسبة إجمالي التغير في المتغير التابع الذي تفسره المتغيرات المستقلة[20].

ويلاحظ من الجدول (3) السابق ذكره أن قيمة معامل التحديد تساوي 0.77 هذا يعني أن 77 % من إجمالي التغير في الاستيراد تفسره المتغيرات المستقلة المضمنة في المعادلة وهي (الناتج المحلي الإجمالي، الاستثمار، سعر الصرف، والضريبة الجمركية)، بينما

23% منه يعود إلى متغيرات أخرى لم تضمن صراحة في المعادلة تدخل في حد الخطأ العشوائي كالعادات والتقاليد، الديانة، الذوق، الحروب، الجفاف والتصحر، الفيضانات، البنيات الأساسية، القوانين والإجراءات، عشوائية السلوك الإنساني ومتغيرات أخرى ذات أثر صغير.

خاصية مهمة لمعامل التحديد هي أنه يتزايد مع تزايد عدد المتغيرات المستقلة في النموذج. لذلك يتم استخدام مقياس بديل وهو معامل التحديد المعد Adj R^2[21] ويلاحظ أن Adj $R^2 = 0.75$ ، وهذا يعني أن 75% من إجمالي التغيرات التي تحدث في المتغير التابع (الاستيراد) سببها المتغيرات المستقلة، بينما 25% من التغيرات سببها عوامل، قيمة معامل التحديد المعدل توضح أن هذا النموذج يناسب البيانات المدروسة.

كما تم اختبار اعتماد تأثير المتغيرات المستقلة (اختبار معنوية المقدرات) بناءاً على اختبارt وF. إحصائية t تستخدم لفحص كل مقدرات على حدة للحكم على مدى اعتمادها إحصائيا (اختلافها عن الصفر)، وذلك بتطبيق الاختبار على كل معلمة. وإذا تم اعتماد المعلمة إحصائيا فإن المتغير المصاحب لتلك المعلمة يؤثر تأثير مهماً في تفسير المتغير التابع، ولذلك يجب إبقاؤه والاحتفاظ به في النموذج. نلاحظ معنوية مقدرات متغيرات الناتج المحلي الإجمالي، الاستثمار، سعر الصرف، والضريبة الجمركية، وذلك من خلال القيم الاحتمالية التي تقل عن 0.01 ، وهذا يعني أن المتغيرات المستقلة كل على حدة، لها أثر حقيقي في المتغير التابع الاستيراد أي أنها معتمدة إحصائيا. معلمة الحد الثابت عادة ليست موضع اهتمام أساسي في الاختبار، يمكن حذف اختبار الاعتماد الإحصائي الخاص بها[22]. بلغت قيمة إحصائية F= 35، وهي تفوق القيمة الحرجة لـ $F_{0.01,(4,42)}=3.83$ ، هذا يشير إلى معنوية النموذج ككل، أي أن هناك تأثيراً حقيقياً من قبل المتغيرات المستقلة (الناتج المحلي الإجمالي، الاستثمار، سعر الصرف، والضريبة الجمركية) في الاستيراد. ومن ذلك يمكن كتابة نموذج الانحدار الخطي للاستيراد في السودان كما يلي:

$$D(\hat{M_t}) = 64.102 - 0.153 GDP_t + 0.731 I_t - 3890.88 D(D(Exch_t)) + 9.747 D(T_t)$$

الثابت قيمته تبلغ 64,102 إشارته موجبة، يمثل متوسط الاستيراد عندما تصبح المتغيرات المستقلة صفراً، يتوافق مع النظرية الاقتصادية. إشارة معامل الناتج المحلي الإجمالي سالبة، ويتوافق مع النظرية الاقتصادية، حيث إن زيادة الإنتاج المحلي من السلع والخدمات في السودان سبباً لتقليل الاستيراد من الخارج، ولذلك يأتي ضرورة العمل على تخفيض الاستيراد من السلع غير الأساسية (الكمالية)، وتوفير البنيات التحتية التي تعمل على زيادة الإنتاج.

معامل الاستثمار إشارته موجبة، ويتوافق مع النظرية الاقتصادية، لأن الاستثمار يحتاج إلى سلع ومعدات رأسمالية وخبرات أجنبية لا تتوفر داخل السودان، ومن ثم فإن زيادة الاستثمار يزيد الاستيراد. إشارة معامل سعر الصرف سالبة، ويتوافق مع النظرية الاقتصادية، حيث إن زيادة سعر الصرف يؤدي إلى تخفيض الاستيراد.

معامل الضريبة الجمركية موجب الإشارة، عكس المتوقع، يمكن تبرير هذه العلاقة السالبة بأهمية السلع المستوردة للاقتصاد السوداني، فهي تعد سلعاً أساسية مثل الأدوية، وبعض السلع الغذائية، وآلات ومعدات

الاستثمار وتقاوي زراعية، لذلك يتضح ضرورة العمل على إنشاء مصانع محلية لهذه السلع، وتأهيل الكوادر الطبية والمستشفيات لتقديم خدمات طبية أفضل للحد من السفر للخارج لتلقي الخدمات الطبية.

تم استخدام طريقة المربعات الصغرى ذات المرحلتين 2SLS لتقدير نموذج الاستيراد، وهي طريقة تستخدم لعلاج مشكلة اختلاف التباين، لذلك يعد النموذج المقدر خالياً من مشكلة اختلاف التباين. كما تعمل طريقة المربعات الصغرى ذات المرحلتين 2SLS على معالجة مشكلة الارتباط الخطي المتعدد، وقيمة معامل التحديد تساوي 0.77 تشير إلى عدم وجود مشكلة ارتباط خطي متعدد، كما نجد أن الفرق بين معامل التحديد ومعامل التحديد المعدل نسبة صغيرة جداً وهي فقط 2% تؤكد عدم وجود مشكلة ارتباط خطي متعدد.

بلغت قيمة إحصائية دربن–واتسون 2.17 وهي قريبة جداً من الرقم 2 . حيث تقع في منطقة القبول، أي بين $du\ {}^{48}_{4} = 1.72$ و $4 - du\ {}^{48}_{4} = 2.28$ مما يؤكد عدم وجود مشكلة ارتباط ذاتي.

ثانيا: نموذج الشبكة العصبية:

تم استخدام شبكة الMLP لبناء نموذج الشبكة العصبية لبيانات الدراسة. وقد أظهرت المتغيرات: (I، GDP، T، EXCH، E) أهمية نسبية في تدريب الشبكة، وكانت للمتغيرات: (I، GDP، T) التأثير الأكبر في مخرجات الشبكة (متغير الاستيراد)، وكان هناك تأثير اقل للمتغيرين: (EXCH، E)، أما المتغيرات: (C، G) فليس لهما أي تأثير يذكر. ويتضح ذلك من خلال الجدول (6) والشكل البياني (1) السابقين.

جدول (8): المعايير الإحصائية لنموذج الشبكة ذي التركيبة المعمارية (1-18-7)

تكرار التدريب (1)	متوسط السلسلة (2)	متوسط الشبكة (3)	الانحراف المعياري للسلسلة (4)	الانحراف المعياري للشبكة (5)	R (6)	R^2 (7)
5001	3041.08	3043.54	6668.69	6680.39	0.99	0.99

المصدر: تحليل الباحث باستخدام برامج الشبكات العصبية الاصطناعية

الجدول (8) يوضح المعايير الإحصائية المختلفة لنموذج الشبكة العصبية للاستيراد، حيث كانت البنية المعمارية للشبكة تتألف من ثلاث طبقات (1-18-7)، حيث توزعت عناصر المعالجة في الطبقات الثلاث بواقع 7 عناصر في طبقة المدخلات، 18 عنصر في الطبقة الخفية، وعنصر واحد في طبقة المخرجات.

العمود رقم1 يمثل عدد المرات التي تم فيها تدريب الشبكة حتى وصلت إلى المستوى المقبول، ويعتمد عدد هذه التكرارات على التدني المستمر في قيمة معيار الخطأ المصاحب لعملية التدريب وعندما نلاحظ بطأ أو توقف قيمة الخطأ من الانخفاض عندها يتم التوقف من عملية التدريب.

الأعمدة 2، 3 ،4 و5 والتي تحتوي على المتوسطات والانحرافات المعيارية لبيانات السلسلة الأصلية المستهدفة Target والبيانات المقدرة بواسطة نموذج الشبكة العصبية output، نلاحظ إن هنالك تقارباً شديداً بين القيم الأصلية والقيم المقدرة للشبكة. ونستنتج من هذه المقاييس الوصفية إمكانية الحصول على نتائج جيدة من هذا النموذج.

الأعمدة 6 ، 7 توضح معامل الارتباط R ومعامل التحديد R^2، ونلاحظ ارتفاع هذه المؤشرات حيث قيمة (R=0.99) تشير إلى وجود ارتباط قوي جداً بين

البيانات الفعلية والبيانات المقدرة، وقيمة معامل التحديد (R^2=0.99) حيث تفسر هذه القيمة 99% من التغيرات في البيانات المستهدفة (سلسلة الاستيراد) تعود إلى التغيرات في بيانات سلاسل المتغيرات المستقلة. ونستنتج من ذلك المقدرة العالية لهذه الشبكة في إعادة إنتاج البيانات المستهدفة.

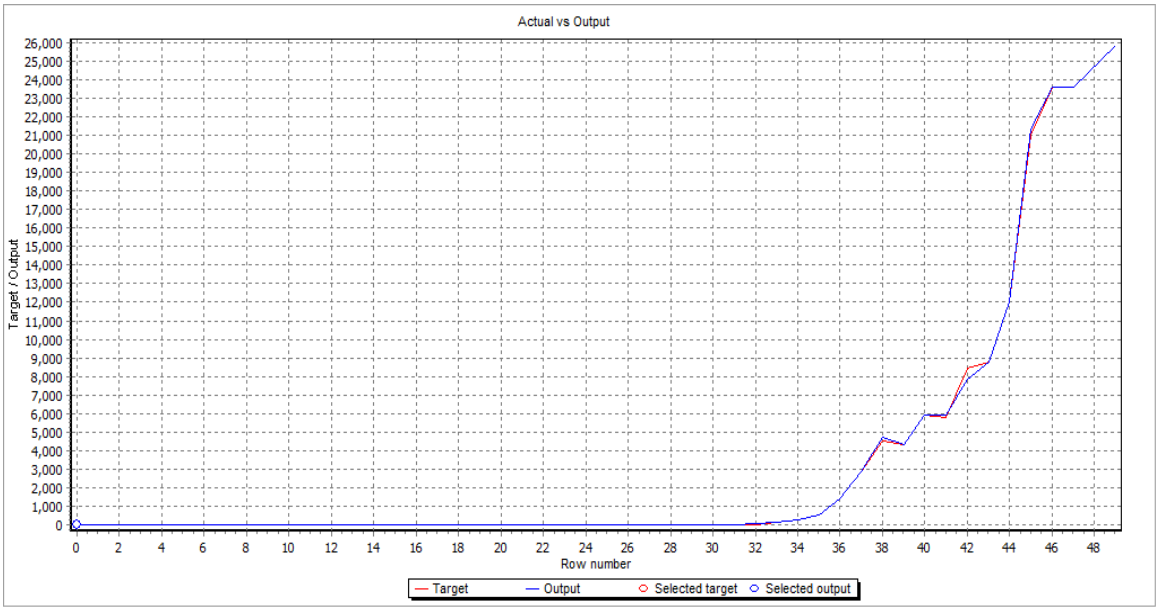
الجدول (9) يوضح قيم متوسط الخطأ المطلق MAE ومتوسط الخطأ النسبي المطلق MARE للشبكة لكل من بيانات التدريب، الصلاحية، الاختبار ولكل بيانات الشبكة، وهذه المعايير تم استخدامها للمفاضلة ما بين عدد من التراكيب المختلفة للشبكة، وكذلك للتأكد من وصول الشبكة إلى الجودة المطلوبة.

جدول (9): قيم متوسط الخطأ المطلق(MAE) ومتوسط الخطأ النسبي المطلق (MARE) عند اكتمال تعلم الشبكة

MAE التدريب	MAE الصلاحية	MAE الاختبار	MAE كل البيانات	MARE التدريب	MARE الصلاحية	MARE الاختبار	MARE كل البيانات
1.827	74.715	108.230	27.440	2.868	2.172	2.733	2.749

المصدر: تحليل الباحث باستخدام برامج الشبكات العصبية الاصطناعية

حيث تشير صغر هذه القيم على جودة الشبكة، فهي تعتمد على الأخطاء، وأخطاء الشبكة مبنية على الفرق بين القيم المستهدفة والقيم المنتجة بواسطة الشبكة. حيث بلغت أعلى قيمة بالنسبة للمعيار MAE في بيانات الاختبار 108,230 ، أما بالنسبة للمعيار MARE فكانت القيم متقاربة للفئات الثلاث وكانت أعلى قيمة 2,749 في بيانات التدريب. وتشير هذه القيم إلى حسن تعلم الشبكة، ونلاحظ ذلك في الشكل (2) الذي يوضح بيانات السلسلة الأصلية المستهدفة (الاستيراد) ومخرجات الشبكة باستخدام نموذج الشبكة (1-18-7).



شكل (2) يوضح القيم الحقيقية والقيم المخرجة بواسطة الشبكة لبيانات الدراسة

نلاحظ إن هنالك تقارباً شديداً بين السلسلة المنتجة بواسطة الشبكة والسلسلة الفعلية مما يبين جودة هذا النموذج في تمثيله لبيانات الدراسة، ومقدرته للتنبؤ بالمتغير المستهدف وهو الاستيراد في السودان.

الهوامش:

(1) Branson, W. H. Macroeconomic Theory and Policy, Indian edition. A. I. T. B. S. Publisher & distributors (REGD)- Delhi. 2001. P 314 .

(2) Koutsoyiannis, A, Theory of econometrics, 2nd edition, McGraw-Hill Book Company -New York. 1985, P 462.

(3) مايكل أبد جمان، ترجمة وتعريب محمد منصور، الاقتصاد الكلي–النظرية والسياسة، دار المريخ للنشر– الرياض، (1999م)، ص 495.

(4) هنادي مصباح، دالة الواردات السودانية خلال الفترة (1980–1997م). رسالة ماجستير، كلية الدراسات العليا– جامعة أمدرمان الإسلامية، (2000م).

(5) العبدلي، عابد، محددات الطلب على واردات المملكة العربية السعودية في إطار التكامل المشترك وتصحيح الخطأ خلال الفترة (1960–2005م)، المجلة العلمية لمركز صالح كامل للاقتصاد الإسلامي– جامعة الأزهر، العدد 32 ، (2007م)، ص 2.

(6) Zelal Kotan and Mesut Saygili, Estimating an import function for Turkey, The central bank of the republic of Turkey, Research department, Discussion paper No: 9909, September 1999, www.tcmb.gov.tr/research/discus/dpaper40.pdf.

(7) Hafeez Ur Rehman, An Econometric Estimation of Traditional Import Demand Function for Pakistan, Pakistan Economic and Social Review, Volume 45, No. 2 (Winter 2007), pp. 245-256.

(8) N'guessan Bi Zambe Serge Constant and Yaoxing Yue, An Econometric Estimation of Import Demand Function for Cote D'Ivoire, International Journal of Business and Management, Vol 5, No 2, 2010, pp 77-84.

(9) عطية، عبد القادر، الحديث في الاقتصاد القياسي بين النظرية والتطبيق، الطبعة الثانية، الدار الجامعية، الإسكندرية، (2008–2009م)، ص 18.

(10) عبد الرحمن، عبد المحمود، مقدمة في الاقتصاد القياسي، جامعة الملك سعود للطباعة والنشر، الرياض، (1997م)، ص 146.

(11) المرجع السابق، ص 163.

(12) عطية، عبد القادر، الحديث في الاقتصاد القياسي بين النظرية والتطبيق (2005م)، الدار الجامعية، الإسكندرية، ص 638 .

(13) Koutsoyiannis, A. Theory of econometrics. 2nd edition. McGraw–Hill Book Company –New York. 1985, P 462.

(14) استخدمت كوتسيانس الدخل المتاح ودخل العام السابق لتحديد دالة الاستهلاك. الدخل، رأس المال السابق، سعر الفائدة والصادرات لتحديد دالة الاستثمار. الدخل ومستوى الأسعار في العام السابق كمحددة لدالة الاستيراد.

(15) عبد الرحمن، عبد المحمود، سبق ذكره، ص 367.

(16) طلبة، محمد، وآخرون، الحاسب والذكاء الاصطناعي، مطابع المكتب المصري الحديث،القاهرة، (1994م)، ص 405.

(17) المرجع السابق، ص 405.

(18) Salazar, M. A. Mreno, G. J. and Rios, M. C. Statistical characterization and optimization of ANNs in time series forecasting. Computation Y Sistemas, VOL10, ISSN 1405-5546, No 1. 2006, PP 69-81.

(19) Foka, A. Time Series Predication Using Evolving Polynomial ANNs. Msc Thesis. University of Manchester Institute of Science and Technology. UK. 1999.

(20) Salvatore. D, Statistics and Econometrics. 2nd edition. McGraw-Hill Book company- New York, 2002, P 157.

(21) Gujarati, D. A. Basic Econometrics. 4th edition McGraw-Hill Book Company- New York. 2003, PP 217-218.

(22) سالفاتور، دومنيك، ترجمة سعدية حافظ، الإحصاء والاقتصاد القياسي، الطبعة الخامسة، الدار الدولية للاستثمارات الثقافية، القاهرة، (2001)م، ص 174.

المراجع:

أبد جمان، مايكل، ترجمة وتعريب محمد منصور، الاقتصاد الكلي– النظرية والسياسة، دار المريخ للنشر– الرياض، (1999م).

1– العبدلي، عابد، محددات الطلب على واردات المملكة العربية السعودية في إطار التكامل المشترك وتصحيح الخطأ خلال الفترة (1960–2005م)، المجلة العلمية لمركز صالح كامل للاقتصاد الإسلامي– جامعة الأزهر، العدد 32 ، (2007م).

2– سالفاتور، دومنيك، ترجمة سعدية حافظ، الإحصاء والاقتصاد القياسي، الطبعة الخامسة، الدار الدولية للاستثمارات الثقافية، القاهرة، (2001)م.

3– طلبة، محمد، وآخرون، الحاسب والذكاء الاصطناعي، مطابع المكتب المصري الحديث ، القاهرة، (1994م).

4– عبد الرحمن، عبد المحمود، مقدمة في الاقتصاد القياسي، جامعة الملك سعود للطباعة والنشر، الرياض، (1997م).

5– عطية، عبد القادر، الحديث في الاقتصاد القياسي بين النظرية والتطبيق (2005م)، الدار الجامعية، الإسكندرية.

6– عطية، عبد القادر، الحديث في الاقتصاد القياسي بين النظرية والتطبيق، الطبعة الثانية، الدار الجامعية، الإسكندرية، (2008–2009م).

7– مصباح، هنادي، دالة الواردات السودانية خلال الفترة (1980–1997م). رسالة ماجستير، كلية الدراسات العليا– جامعة أمدرمان الإسلامية، (2000م).

8- Branson, W. H. Macroeconomic Theory and Policy. Indian edition. A. I. T. B. S. Publisher & distributors (REGD)- Delhi. 2001.

9- Foka, A. Time Series Predication Using Evolving Polynomial ANNs. Msc Thesis. University of Manchester Institute of Science and Technology. UK. 1999.

10- Gujarati, D. A. Basic Econometrics. 4th edition McGraw-Hill Book Company- New York. 2003.
11- Hafeez Ur Rehman, An Econometric Estimation of Traditional Import Demand Function for Pakistan, Pakistan Economic and Social Review, Volume 45, No. 2 (Winter 2007).
12- Johnston, J. and DiNardo, J. Econometric Methods. 2nd Edition. McGraw-Hill Book Company-New York. 1997.
13- Koutsoyiannis, A. Theory of econometrics. 2nd edition. McGraw-Hill Book Company -New York. 1985.
14- N'guessan Bi Zambe Serge Constant and Yaoxing Yue, An Econometric Estimation of Import Demand Function for Cote D'Ivoire, International Journal of Business and Management, Vol 5, No 2, 2010.
15- Salazar, M. A. Mreno, G. J. and Rios, M. C. Statistical characterization and optimization of ANNs in time series forecasting. Computation Y Sistemas, Vol 10, ISSN 1405-5546, No 1. 2006.
16- Salvatore. D. Statistics and Econometrics. 2nd edition. McGraw-Hill Book company- New York. 2002.
17- Zelal Kotan and Mesut Saygili, Estimating an import function for Turkey, The central bank of the republic of Turkey, Research department, Discussion paper No: 9909, September 1999.

بيانات الدراسة:

obs	CT	E	EXCH	G	GDP	I	M	T
1960	0.3094	0.0611	0.00035	0.0372	0.3827	0.0458	0.0708	0.0218
1961	0.3287	0.0635	0.00035	0.0433	0.4132	0.0634	0.0857	0.02578
1962	0.3949	0.0797	0.00035	0.0502	0.4465	0.0793	0.1577	0.02979
1963	0.3436	0.0957	0.00035	0.0567	0.4541	0.0734	0.1153	0.03511
1964	0.3479	0.0843	0.00035	0.0641	0.4668	0.0716	0.1011	0.02591
1965	0.3591	0.0836	0.00035	0.0692	0.4878	0.0687	0.0928	0.02716
1966	0.3427	0.089	0.00035	0.0936	0.4976	0.0756	0.1031	0.02619
1967	0.3717	0.0934	0.00035	0.1052	0.5362	0.073	0.1071	0.03019
1968	0.4639	0.1034	0.00035	0.1121	0.638	0.0808	0.1222	0.03904
1969	0.4517	0.1035	0.00035	0.1326	0.6642	0.0851	0.1087	0.04301
1970	0.3488	0.1156	0.00035	0.1477	0.6028	0.0956	0.1049	0.0513
1971	0.4005	0.1234	0.00035	0.159	0.6375	0.0896	0.135	0.0527
1972	0.5533	0.1258	0.0004	0.141	0.752	0.0761	0.1342	0.0458
1973	0.611	0.1513	0.0004	0.1655	0.8968	0.1052	0.1362	0.0526
1974	0.846	0.1671	0.0004	0.1805	1.2462	0.2293	0.1767	0.0889
1975	1.1707	0.1835	0.0004	0.2078	1.5108	0.265	0.3162	0.1107
1976	1.3407	0.2064	0.0004	0.236	1.8481	0.4275	0.3625	0.1098
1977	1.827	0.2301	0.0004	0.2783	2.3396	0.3997	0.3955	0.1501
1978	2.3794	0.2182	0.0004	0.3307	2.8826	0.4137	0.4594	0.1485
1979	2.6058	0.2569	0.0005	0.407	3.2539	0.4314	0.4472	0.1853
1980	3.481	0.3946	0.0005	0.5009	3.972	0.379	0.7835	0.3065
1981	4.5046	0.5544	0.0009	0.6482	4.9507	0.2413	0.9978	0.32
1982	5.6993	0.6849	0.0013	0.7587	7.0401	1.6066	1.7094	0.42
1983	8.566	0.9675	0.0013	0.8799	9.5919	1.5303	2.3518	0.67
1984	9.9257	1.3002	0.0025	1.1478	11.8074	1.627	2.1933	0.71
1985	14.4729	0.9974	0.0025	1.474	15.3572	0.6931	2.2802	0.79
1986	17.5545	1.1722	0.0025	1.8081	20.2181	2.403	2.7197	0.92
1987	30.5172	1.4931	0.0045	2.0352	36.4798	4.7283	2.294	1.02
1988	37.915	2.4332	0.0045	3.5746	46.7911	7.1626	4.2943	1.93
1989	68.7891	3.4227	0.0045	5.4282	82.562	11.0004	6.0784	3.51
1990	93.4503	4.6578	0.0045	7.7828	110.1107	10.266	6.0462	4
1991	164.6981	2.5484	0.015	9.4713	192.6605	25.8889	9.9462	4.08
1992	318.882	15.832	0.1	43.8824	421.818	73.0523	29.8307	10.13
1993	781.007	42.34	0.215	55.736	948.448	187.96	118.595	22.87
1994	1557.825	90.189	0.315	102.544	1881.289	426.439	295.708	37.76
1995	3170.933	253.9584	0.578	255.7604	4049.7394	894.0459	524.9584	36.02
1996	9119.826	577.396	1.246	770.514	10478.137	1409.082	1398.681	167.39
1997	14404.05	813.128	1.576	912.59	16137.371	2842.937	2835.337	314.99
1998	18646.99	1029.534	1.9945	1041.255	21935.91	5751.377	4533.25	499.13
1999	23792.74	2022.913	2.516	1128.014	27058.814	4424.508	4309.36	519.47
2000	29054.32	4902.73	2.571	1842.12	33770.571	3887.617	5919.213	521.87
2001	32625.46	4417.068	2.587	2615.14	40658.558	6787.472	5786.579	614.02
2002	73466.7	5369.986	2.6334	2915.603	47756.111	10426.39	8422.575	1132.56
2003	44567.33	6703.19	2.6082	3334.049	55733.784	9880.142	8750.924	1269.91
2004	52052.61	9868.953	2.5826	5736.915	68721.39	13069.63	12006.71	1722.69
2005	69995.25	12028.44	2.4358	7916.923	85707.129	16756.35	20989.85	2463
2006	74333.5	12718.39	2.1712	9544.043	98691.904	25275.87	23579.9	2458.81
2007	87932.47	18664.78	2.0157	9611.218	119837.267	27235.39	23606.58	2311
2008	94889.17	25422.04	2.0913	10536.19	135511.713	27900.23	23235.91	2431

بملايين الجنيهات (سعر الصرف بالجنيه)

Building Econometric Model for Import in Sudan using Multiple Regression and Artificial Neural Networks

Emad Omar Abbker Ahmed **Imad Yagoub Hamid Abbaker**

Abstract

This study dealt with building econometric model for import in Sudan using multiple regression and artificial neural networks. Besides it aimed at finding variables and factors that affect the import in Sudan by using multiple regression technique. Unite root test and co-integration were applied to the data and by taking advantage of artificial neural networks technique, used in quality assurance of the econometric model.

The study relied on statistical analysis methodology and econometric approach. By using multiple regression, the findings of the study revealed that there was a significant effect on import in Sudan due to the variables: GDP, investment, exchange rate, and duties. The neural networks have shown that the most influential variables on import were: investment, GDP, and duties (respectively). Besides, the findings illustrated an effect to a lesser extent due to the variables: the exchange rate and exports. However, the two variables: consumer spending and government expenditure have no significant impact on import. This is in line with the findings of the study that had been obtained by using multiple regression technique, which confirmed the quality of the econometric model.

Key Words: Artificial Neural Networks, Import, Multiple Regression, Sudan