

## DEVELOPMENT INTELLIGENT PREDICTION MODELS FOR EARNED VALUE INDICATORS IN WASTEWATER TREATMENT PLANTS PROJECTS

Faiq M. S. Al-Zwainy<sup>1,\*</sup>, Mohammed Shaban<sup>2</sup>, Awad Hassan<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Al-Nahrain University, Baghdad, Iraq

<sup>2</sup> Sudan University for Science and Technology, Khartoum, Sudan

\* Correspondence: [faiqalzwainy@gmail.com](mailto:faiqalzwainy@gmail.com)

### Citation:

F. M. S. Al-Zwainy, M. Shaban, A. Hassan, "Development intelligent prediction models for earned value indicators in wastewater treatment plants projects", Journal of Al-Azhar University Engineering Sector, vol. 18, pp. 1009-1029, 2023.

Received: 2 July 2023

Accepted: 19 August 2023

Dol:10.21608/aej.2023.217064.1381

Copyright © 2023 by the authors. This article is an open access article distributed under the terms and conditions Creative Commons Attribution-Share Alike 4.0 International Public License (CC BY-SA 4.0)

### ABSTRACT

Despite the difficulty of estimating in the early stages of the life of the projects in light of the limited data and information in the contracting documents, and for the purpose of overcoming this problem and making high-accuracy decisions, traditional and smart techniques have been applied to estimate the earned value indicators with a high degree of accuracy and with minimal errors, in order to empower the stakeholders accurate forecasting of time and cost performance. Therefore, main objective of this research was to compare the accuracy of three techniques for estimating earned value indicators, which are the multiple regression analysis technique, artificial neural networks, and the support vector machine technique for the selected research sample, which are wastewater treatment plants projects in the Republic of Iraq. Accordingly, nine intelligent models were developed to estimate scheduling performance index, cost performance index, and overall performance index. Data and information in this study were collected from wastewater treatment plants projects in Iraq. The number of these projects that were used in building of intelligent models was (32) projects, these data was collected using various methods such as questionnaires, historical data, work study, and field cohabitation. Nine intelligent prediction models were developed using three techniques, namely, Artificial Neural Networks Models (ANNM), Support Vector Machines Models (SVMM), and Multiple Linear Regression Models (MLRM)), to predict earned value indicators. Three acquisitions, namely Scheduling Performance Index (SPI), (CPI) and (CSI) in early life cycle of WWTP projects in the Republic of Iraq. Results of the comparison between the three techniques, MLR, ANN, and SVM, showed that best techniques used to predict three earned value indicators based on average degree of accuracy (AA%) are ANN, as degree of accuracy for the SPI was (98.93%) and CPI was (98.29%). and CSI is (95.63%).

**KEYWORDS:** Wastewater treatment projects, artificial neural networks, multiple linear regression, Support Vector Machines.

تطوير نماذج التنبؤ الذكي لمؤشرات القيمة المكتسبة في مشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي  
فائق الزوايني<sup>1,\*</sup>، محمد شعبان<sup>2</sup>، عوض حسن<sup>2</sup>

<sup>1</sup> جامعة النهرين، بغداد، العراق

<sup>2</sup> جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا، الخرطوم، السودان

\* البريد الإلكتروني للبحث الرئيسي: [faiqalzwainy@gmail.com](mailto:faiqalzwainy@gmail.com)

## الملخص

على الرغم من صعوبة التقدير في المراحل المبكرة من عمر المشاريع في ظل محدودية البيانات والمعلومات في مستندات المقاوله ولغرض تجاوز هذه المشكلة واتخاذ قرارات ذات دقة عالية، فقد تم تطبيق تقنيات تقليدية وذكية لتقدير مؤشرات القيمة المكتسبة وبدرجة دقة عالية وباقل الاخطاء، من اجل تمكين اصحاب المصلحة من التنبؤ الدقيق بأداء الوقت وأداء الكلفة في هذه المشاريع، لهذا فقد جاء الهدف الرئيس من هذا البحث لمقارنة دقة ثلاثة تقنيات لتقدير مؤشرات القيمة المكتسبة، وهي تقنية تحليل الانحدار المتعدد و الشبكات العصبونية الاصطناعية وتقنية اشعاع الدعم الالي لعينة البحث المنتخبة وهي مشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي في جمهورية العراق، وعليه تم تطوير تسعة نماذج ذكية لتخمين مؤشر أداء الجدولة ومؤشر أداء الكلفة ومؤشر الأداء الإجمالي للمشروع. جُمعت البيانات والمعلومات في هذه الدراسة من مشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي في العراق. وكان عدد هذه المشاريع التي استخدمت في بناء النماذج الذكية (32) مشروعاً، وقد تم جمع هذه البيانات باستخدام أساليب مختلفة مثل الاستبيان والبيانات التاريخية ودراسة العمل والمعايشة الميدانية. تم تطوير تسعة نماذج للتنبؤ الذكي باستخدام ثلاث تقنيات وهي الشبكات العصبونية الاصطناعية (Artificial Neural Networks Models (ANNM))، متجه الاشعاع الالي (Support Vector Machines Models (SVMM)) والانحدار الخطي المتعدد (Multiple Linear Regression Models (MLRM))، للتنبؤ بمؤشرات القيمة المكتسبة الثلاثة وهي مؤشر أداء الجدولة (SPI) ومؤشر أداء الكلفة (CPI) ومؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (CSI) في المرحلة المبكرة من دورة حياة مشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي في جمهورية العراق، واشتقت تسعة معادلات رياضية لهذه النماذج واختبرت احصائياً من خلال قيمة معامل الارتباط ومعامل التحديد ومتوسط درجة الدقة ونسبة معدل الخطأ المطلق. بينت نتائج المقارنة بين التقنيات الثلاثة MLR و ANN و SVM، أن أفضل التقنيات المستخدمة للتنبؤ بمؤشرات القيمة المكتسبة الثلاثة بناءً على متوسط درجة الدقة (AA%) هي تقنية الشبكات العصبونية الاصطناعية، إذ كانت درجة الدقة لمؤشر الجدولة (98.93%) ومؤشر الكلفة (98.29%) ومؤشر الأداء الإجمالي (95.63%).

**الكلمات المفتاحية:** مشاريع معالجة مياه الصرف الصحي، الشبكات العصبونية الاصطناعية، الانحدار الخطي المتعدد، متجه الاشعاع الالي.

### 1. المقدمة

بعد قطاع التشييد والبناء من أعقد الصناعات في العالم واكبرها واصعبها، ولقد شهدت جمهورية العراق ومنذ مطلع هذا القرن الحادي والعشرين حركة واسعة في مجال التشييد والبناء [1]، إذ يلعب قطاع التشييد والبناء دوراً فاعلاً وكبيراً في تنفيذ خطط التنمية الاقتصادية والاجتماعية في العالم [2]، على الرغم من ان هذا القطاع يضم مجموعة كبيرة من المتغيرات والمتناقضات، ويتصف هذا القطاع بعدم تشابه أنشطته وفعالياته المتمثلة في اختلاف المشاريع الانشائية فلكل مشروع ظروفه وحيثياته، مما يلقي أعباء جسيمة على الجهات المنفذة [3]، وان قطاع التشييد يكبر مع الزمن وينمو مع زيادة الدخل القومي ومن هنا يبرز الدور الكبير لإدارات التنفيذ في انهاء المشاريع الانشائية ضمن الوقت والكلفة المحددة وبالجودة المطلوبة [4].

ومن المسؤوليات التي تواجه هذا القطاع الحيوي هي تجاوز الاخفاقات الزمنية والكفوية اثناء مراحل التنفيذ، إذ ان الوقت والكلفة المسموح بهما لإنجاز المشروع هي عوامل مهمة جداً لأصحاب المصلحة [5]، ولقد أضحت جميع المشاريع الانشائية تواجه العديد من المشاكل والمعضلات والتعقيدات والمخاطر اثناء مرحلة التنفيذ، والتي تؤدي إلى عدم انجاز هذه المشاريع ضمن الوقت والكلفة والجودة المحددة في مرحلة التخطيط [6]، ولكون الاخفاقات الزمنية والكفوية تعتبر احد الاسباب التي تؤدي إلى تأخر التنفيذ وفقدان السيطرة على الوقت والكلفة في المشاريع الانشائية، فلا بد لإدارات هذه المشاريع من إجراءات فعالة لتحديد مسببات الاخفاقات الزمنية والكفوية واعتماد معايير معينة ووضع حلول ومعالجات من اجل تلافيها وتجاوزها [7].

ان التقدير الدقيق في المراحل المبكرة من دورة حياة المشاريع الانشائية هو عامل رئيس في نجاح هذه المشاريع [8]، ومع ذلك فمن الصعب إجراء تقدير سريع ودقيق في مرحلة التخطيط، ولا سيما إذا كانت مستندات المقاوله من مخططات وجداول كميات وغيرها غير مكتملة، ولأجل ذلك فقد تم تطبيق تقنيات الذكاء الاصطناعي المختلفة لتقدير دقيق في مرحلة مبكرة، عندما تكون معلومات المشاريع الانشائية محدودة [9].

ان الهدف الرئيس في هذه الدراسة هو تطوير نماذج التنبؤ الذكية كنموذج الشبكات العصبونية الاصطناعية (Artificial Neural Networks Models (ANNM)) ونموذج متجه الاشعاع الالي (Support Vector Machines Models (SVMM)) ونموذج الانحدار الخطي المتعدد (Multiple Linear Regression Models (MLRM))، للتنبؤ بمؤشرات القيمة المكتسبة في مرحلة مبكرة من دورة حياة مشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي في جمهورية العراق لتقليل نسبة الخطأ في التقدير والتخمين، ولتحقيق ذلك الهدف فإن هناك حاجة إلى تحديد العوامل التي تؤثر على أداء مشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي التي يمكن أن تكون متاحة في مراحل مبكرة من عمر المشروع، لذلك يحاول الباحث في هذا الفصل تطوير وتقييم نماذج مؤشرات القيمة المكتسبة من خلال الخطوات الآتية:

- 1) جمع البيانات وتحديد متغيرات نماذج التنبؤ الذكية التي لها تأثير على مؤشرات القيمة المكتسبة في مشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي في جمهورية العراق .
- 2) بناء نماذج رياضية للتنبؤ بمؤشرات القيمة المكتسبة.
- 3) إيجاد معادلات ذات دقة عالية لحساب مؤشرات القيمة المكتسبة في مشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي.
- 4) التحقق من صحة النماذج الرياضية ودرجة دقتها.

### 2. جمع البيانات وتحديد متغيرات نماذج التنبؤ الذكية

تتبنى هذه الدراسة تحليل البيانات التاريخية لمشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي في جمهورية العراق كأساس لجمع وتحديد المتغيرات المؤثرة في تطوير نماذج التنبؤ الذكية، إذ تساعد البيانات التاريخية في توفير علاقة بين العوامل الرئيسة التي تؤثر على مؤشرات القيمة المكتسبة لمشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي وذلك للتنبؤ بتقديرات دقيقة للمشاريع الجديدة [10]. ان تحديد وتقييم العوامل التي تؤثر على مؤشرات القيمة المكتسبة لمشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي

**DEVELOPMENT INTELLIGENT PREDICTION MODELS FOR EARNED VALUE INDICATORS IN WASTEWATER TREATMENT PLANTS PROJECTS**

تعد قضية حرجة تواجه أصحاب المصلحة في المشاريع الإنشائية من أجل التحكم بأداء هذه المشاريع، إذ إن فهم العوامل الحاسمة التي تؤثر على مؤشرات القيمة المكتسبة سواء كانت إيجابية أو سلبية يمكن أن يساهم في إعداد استراتيجيات للحد من أوجه القصور وتحسين فعالية أداء مشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي، لذا تبرز هنا حاجة ملحة لمعرفة وفهم العوامل المختلفة التي تؤثر على مؤشرات القيمة المكتسبة لغرض تركيز الخطوات اللازمة في محاولة للحد من انحراف وقت أو كلفة أو تأخير إنجاز مشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي، وبالتالي زيادة الإنتاجية والأداء العام لهذه المشاريع [11]. اعتمد الباحثون على المصادر الثانوية والأولية في عملية جمع البيانات والمعلومات، إذ تم الحصول على البيانات الثانوية وذلك من خلال الاطلاع على بعض الدراسات السابقة في هذا المجال، وكذلك تم الرجوع إلى بعض المراجع والدوريات والتقارير والوثائق الحكومية في وزارة الإعمار والإسكان والبلديات والأشغال العامة العراقية، ومن خلال بعض المواقع ذات الصلة على شبكة الإنترنت، فضلاً عن بعض المقابلات التي أجريت مع عدد من المتخصصين في مجال إدارة القيمة المكتسبة. تتطلب نماذج التنبؤ الذكية الكثير من البيانات التاريخية، لذلك قام الباحث باختيار مشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي في جمهورية العراق التي تم تنفيذها للمدة الممتدة من عام 2015 ولغاية 2020، لقد واجهت الباحث الكثير من المعوقات والصعوبات أثناء جمع البيانات والمعلومات بسبب الظروف الأمنية غير الآمنة للعراق، زيادة على ضعف التوثيق، وعلى الرغم من هذه العقبات فقد نجح الباحث في جمع بيانات موثوقة لأكثر من اثنين وثلاثين مشروعاً من خلال زيارات الشركات وقراءة الأوراق والوثائق والتقارير الخاصة بمشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي. في هذا البحث تم تقسيم العوامل (المتغيرات) المؤثرة على مؤشرات القيمة المكتسبة لمشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي إلى نوعين رئيسيين وهما: -

**أولاً) العوامل المستقلة (Independent Variables)، وتشمل: -**

- 1) مؤشر أداء الجدولة (Schedule Performance Index (SPI))
- 2) مؤشر أداء الكلفة (Cost Performance Index (CPI))
- 3) مؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (Cost-Schedule Index (CSI))،

**ثانياً) العوامل غير المستقلة (المعتمدة) (Dependent Variables)، وتشمل: -**

- 1) الكلفة التقديرية للعمل المخطط (الموازنة) أو (Baseline) ويجري وضعها بشكل تراكمي قبل بداية المشروع، ويرمز لها بـ (Budget Cost Work Schedule) (BCWS) أو تسمى بالقيمة المخططة (Planning Value) (PV).
- 2) التكلفة التقديرية للعمل المنجز (القيمة المكتسبة) ويجري حسابها في نقاط زمنية مختلفة ندعوها نقاط العلام (Milestone) ويرمز لها بـ (Budget Cost Work Performed) (BCWP) أو تسمى القيمة المكتسبة (Earned Value) (EV).
- 3) الكلفة الفعلية للعمل المنجز ويجري حسابها في نقاط زمنية مختلفة ندعوها نقاط العلام Milestone ويرمز لها بـ (Actual Cost Work Performed) (ACWP) أو تسمى الكلفة الفعلية (Actual Cost) (AC).

يبين الجدول (1) خلاصة القيم الإحصائية للمتغيرات المستقلة والمعتمدة لاثنتين وثلاثين مشروعاً من مشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي في جمهورية العراق والتي تؤثر على مؤشرات القيمة المكتسبة المعتمدة في نماذج التنبؤ الذكية.

**جدول (1) القيم الإحصائية للمتغيرات المستقلة والمعتمدة**

القيم الإحصائية	المدخلات (المتغيرات المستقلة)			
	الموازنة BAC	الكلفة الفعلية AC	القيمة المكتسبة EV	القيمة المخططة PV
أكبر قيمة	131,068,000,000	131,078,000,000	131,078,000,000	131,078,000,000
أصغر قيمة	100,000,000,000	20,000,000,000	20,000,000,000	20,000,000,000
المدى	31,068,000,000	111,078,000,000	111,078,000,000	111,078,000,000
المعدل	115,529,000,000	66,516,406,250	71,524,375,000	73,035,341,250
الانحراف المعياري	15,787,639,788	25,911,817,990	29,387,664,619	28,093,598,051
القيم الإحصائية	المخرجات (المتغيرات المعتمدة)			
	مؤشر أداء الجدولة SPI	مؤشر أداء الجدول CPI	مؤشر الأداء الإجمالي CSI	
أكبر قيمة	1.03	1.24	1.28	
أصغر قيمة	0.86	0.73	0.62	
المدى	0.17	0.52	0.09	
المعدل	0.97	1.07	1.04	
الانحراف المعياري	0.04	0.12	0.01	

**3. بناء نماذج رياضية للتنبؤ بمؤشرات القيمة المكتسبة**

إن المنهجية المستخدمة في بناء النماذج الرياضية للتنبؤ بمؤشرات القيمة المكتسبة في هذه الدراسة الحالية تتضمن تطوير ثلاث نماذج متطورة، وهي: -

- 1) نموذج الانحدار الخطي المتعدد (Multiple Linear Regression Models (MLRM))،

- (2) نموذج الشبكة العصبونية الاصطناعية الذكية (Artificial Neural Networks Model (ANNM)) ،  
(3) نموذج متجه الاشعاع الالي ((Support Vector Machines Models (SVMM)) ،

### 1.3 نماذج الانحدار الخطي المتعدد

تم استخدام المتغيرات المستقلة والمعتمدة التي تم تحديدها في مرحلة تحديد البيانات لتطوير نماذج الانحدار الخطي المتعدد، اذ تم تطوير ثلاثة نماذج رياضية باستخدام خصائص مشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي أو المعلمات في النموذج الرياضي للتنبؤ بمؤشرات القيمة المكتسبة، مع استخدام الإصدار الـ(24) من برنامج الحزم الإحصائية الاجتماعية (SPSS) أداة لتطوير النماذج الثلاثة، على النحو الآتي:

- (1) مؤشر أداء الجدولة (Schedule Performance Index (SPI))  
(2) مؤشر أداء الكلفة (Cost Performance Index (CPI))  
(3) مؤشر الأداء الإجمالي للمشروع ((Cost-Schedule Index (CSI)) ،

يبين الجدول (2) الملخص الإحصائي للنماذج الثلاثة، والذي يحتوي على بعض الإحصائيات المهمة، مثل معامل الارتباط (Correlation Coefficient (R)) ومعامل التحديد (Determination Coefficient (R<sup>2</sup>)) مع تقدير الخطأ المعياري (Standard Error) تم إجراء هذا التحليل الإحصائي لنماذج الانحدار الخطي المتعدد للتنبؤ بقيمة مؤشرات القيمة المكتسبة (SPI وCPI وCSI) باستخدام مدخلات القيمة المكتسبة (الكلفة التقديرية للعمل المخطط (PV)، والتكلفة التقديرية للعمل المنجز (EV)، والكلفة الفعلية للعمل المنجز (الكلفة الفعلية - AC) علاوة على ذلك، فإن قيم معاملات الارتباط (R) لنماذج SPI وCPI وCSI بلغت (97,3% و96,3% و93,4% على التوالي، وهو ما يعد ارتباطاً عالياً للغاية، علاوة على ذلك، تشير معاملات التحديد (R<sup>2</sup>) إلى نسبة التباين في متغيرات الإخراج الذي يمكن التنبؤ به من متغيرات الإدخال، ولديهم قيم (R<sup>2</sup>) تساوي (85,4% و80,03% و77,1% على التوالي. وفقاً لذلك، فإن الجدول (2) يبين مقدار الخطأ القياسي في التقدير (Standard error)، والذي يمكن استخدامه لوضع فترات ثقة حول معاملات الانحدار غير المعيارية.

الجدول (2) الملخص الإحصائي لنماذج الانحدار الخطي المتعدد

الملخص الإحصائي				
ت No.	النماذج Model	معامل الارتباط R	ومعامل التحديد R <sup>2</sup>	الخطأ المعياري Std. Error
1	SPI	0.950	0.903	0.01392
2	CPI	0.950	0.903	0.03817
3	CSI	0.998	0.997	0.00825

أولاً: - نموذج مؤشر أداء الجدولة (Schedule Performance Index (SPI. Model))  
يمثل الجدول (3) تقديرات نموذج الانحدار الخطي المتعدد لمؤشر أداء الجدولة (SPI.Model)، مثل المعاملات غير المعيارية (Unstandardized Coefficients)، والخطأ المعياري (Std. Error)، ومعاملات معيارية (Standardized Coefficients)، واختبار أهمية كل متغير مستقل (t) و (Sig.)، وكذلك ثابت النموذج (Constant).

جدول (3) المعاملات المعيارية وغير المعيارية لنموذج مؤشر أداء الجدولة (SPI. Model)

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
	B	Std. Error	Beta		
3	(Constant)	.977	.009	107.20	.000
	EV	1.591E-11	.000	10.830	.000
	PV	-1.568E-11	.000	-10.202	.000

بالاعتماد على نتائج التحليل الإحصائي المبينة في الجدول (3)، يمكن استنتاج معادلة الانحدار الخطي المتعدد لنموذج مؤشر أداء الجدولة (SPI. Model):

$$SPI = 0.977 + (1.591E-11) EV - (1.568E-11) PV \dots \dots \dots (1)$$

### ثانياً: - نموذج مؤشر أداء الكلفة (Cost Performance Index (CPI))

يمثل الجدول (4) تقديرات نموذج الانحدار الخطي المتعدد لمؤشر أداء الكلفة (CPI. Model)، وبالاعتماد على نتائج التحليل الإحصائي المبينة في الجدول (4)، يمكن استنتاج معادلة الانحدار الخطي المتعدد لنموذج مؤشر أداء الكلفة (CPI. Model):

DEVELOPMENT INTELLIGENT PREDICTION MODELS FOR EARNED VALUE INDICATORS IN WASTEWATER TREATMENT PLANTS PROJECTS

جدول (4) المعاملات المعيارية وغير المعيارية لنموذج مؤشر أداء الكلفة (CPI. Model)

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
3	(Constant)	1.059	0.019		55.977	.000
	EV	1.555E-11	0.000	3.856	16.293	.000
	AC	-1.655E-11	0.000	-3.619	-15.295	.000

$$CPI = 1.059 + (1.555E-11) EV - (1.655E-11) AC \dots \dots \dots (2)$$

ثالثاً: - مؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (Cost-Schedule Index (CSI))

يمثل الجدول (5) تقديرات نموذج الانحدار الخطي المتعدد لمؤشر الأداء الإجمالي (CSI. Model)، وبالاعتماد على نتائج التحليل الإحصائي المبينة في الجدول (5)، يمكن استنتاج معادلة الانحدار الخطي المتعدد لنموذج مؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (CSI. Model)

جدول (5) المعاملات المعيارية وغير المعيارية لنموذج مؤشر الأداء الإجمالي (CSI. Model)

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
3	(Constant)	-1.041	0.034		-31.041	.000
	SPI	1.083	0.036	0.345	30.198	.000
	CPI	0.963	0.013	0.842	73.630	.000

$$CSI = -1.041 + (1.083) SPI - (0.963) CPI \dots \dots \dots (3)$$

1-1-3 نماذج التحقق (Validation Models) للانحدار الخطي المتعدد

في هذه الدراسة، قام الباحث بالاعتماد على أربعة معايير إحصائية [12-13] لأدبيات دقة وكفاءة المعادلات الرياضية المشتقة من نماذج الانحدار الخطي المتعدد لمؤشر أداء الجدولة (SPI) ومؤشر أداء الكلفة (CPI) ومؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (SCI) وكالاتي:

(1) المعدل المطلق لنسبة الخطأ، Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

$$MAPE = \left( \sum \frac{|A-E|}{A} * 100\% \right) / n \dots \dots \dots (4)$$

(2) درجة الدقة، Average Accuracy Percentage (AA%)

$$AA\% = 100\% - MAPE \dots \dots \dots (5)$$

(3) معامل التحديد، Coefficient of Determination (R<sup>2</sup>)

(4) معامل الارتباط، Coefficient of Correlation (R)

حيث أن:

A: القيم الحقيقية

E: القيم المحسوبة من المعادلات (1) و(2) و(3).

n: عدد المشاريع

ان الجداول (6) و(7) و(8) ادناه تمثل نتائج المعايير الإحصائية الأربعة اعلاه، ولعدد من المشاريع (عشرة مشاريع) وهي تمثل نسبة الـ(31%) من البيانات الكلية التي تم تغديتها في البرنامج (SPSS) المستخدم والتي تم تصنيفها لمجموعة التحقيق بعد اكتمال بناء نماذج الانحدار الخطي المتعدد الثلاثة.

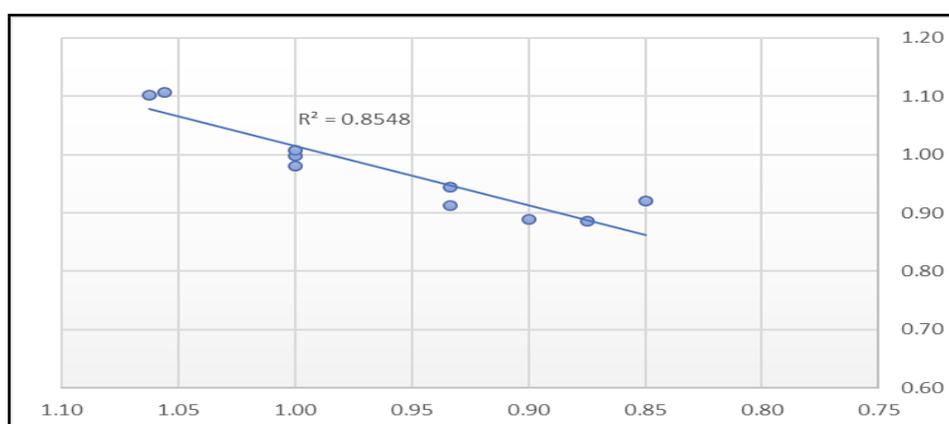
أولاً: - نموذج مؤشر أداء الجدولة (Schedule Performance Index (SPI. Model))

من الجدول (6) والشكل (3) يمكن الاستنتاج أن نموذج مؤشر أداء الجدولة (SPI. Model) له أداء متميز، لأن له ارتباطاً عالياً (R) مقداره (92.46%)، ومعامل التحديد (R<sup>2</sup>) هو (85.48%). وان درجة دقة النموذج (AA%) تبلغ (97,434%)، لذلك، يمكن الاستنتاج أن هذا نموذج مؤشر أداء الجدولة (SPI. Model) يظهر اتفاقاً ممتازاً مع القيم الحقيقية الفعلية.

DEVELOPMENT INTELLIGENT PREDICTION MODELS FOR EARNED VALUE INDICATORS IN WASTEWATER TREATMENT PLANTS PROJECTS

جدول (6): المعايير الإحصائية لنموذج مؤشر أداء الجدولة (SPI. Model)

Projects المشاريع	القيمة المكتسبة EV	القيمة المخططة PV	مؤشر أداء الفعلي الجدولة Actual SPI	مؤشر أداء الجدولة المخمن Estimate SPI	MAPE% المعدل المطلق لنسبة الخطأ
1	12,998,800,000	12,998,800,000	1.00	0.98	2.0010
2	22,590,960,000	26,577,600,000	0.85	0.92	8.1983
3	36,415,400,000	39,016,500,000	0.93	0.94	1.2061
4	45,499,650,000	51,999,600,000	0.88	0.89	1.2052
5	58,500,000,000	65,000,000,000	0.90	0.89	1.2739
6	71,723,680,000	76,846,800,000	0.93	0.91	2.1608
7	89,600,000,000	89,600,000,000	1.00	1.00	0.2392
8	108,884,915,000	102,479,920,000	1.06	1.10	3.7622
9	123,669,100,000	117,160,200,000	1.06	1.11	4.9214
10	130,100,000,000	130,100,000,000	1.00	1.01	0.6923
معامل الارتباط (R)			92.46%		25.66 /10= 2.5660
معامل التحديد (R <sup>2</sup> )			85.48%		
درجة الدقة (AA%)			100-2.5660= 97.434%		



الشكل (3) تحقيق نموذج مؤشر أداء الجدولة (SPI. Model)

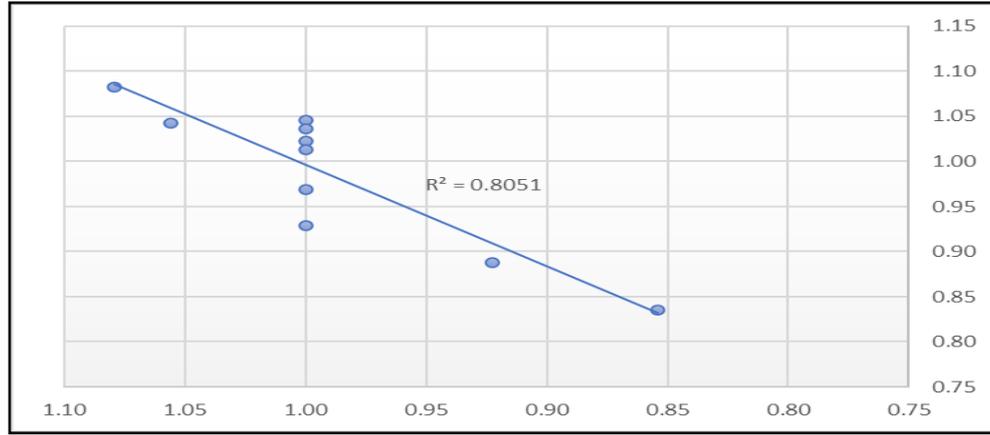
ثانياً: - نموذج مؤشر أداء الكلفة (Cost Performance Index (CPI. Model))

من الجدول (7) يمكن الاستنتاج أن نموذج مؤشر أداء الكلفة (CPI. Model) له أداء متميز، لأن له ارتباطاً عالياً (R) مقداره (89,73)٪، ومعامل التحديد (R<sup>2</sup>) هو (80,51)٪. وان درجة دقة النموذج (AA%) تبلغ (97,05)٪، لذلك، يمكن الاستنتاج أن هذا نموذج مؤشر أداء الكلفة (CPI. Model) يظهر اتفاقاً ممتازاً مع القيم الفعلية وكما مبين في الشكل (4).

جدول (7): المعايير الإحصائية لنموذج مؤشر أداء الكلفة (CPI. Model)

Projects المشاريع	القيمة المكتسبة EV	الكلفة الفعلية AC	مؤشر أداء الفعلي الكلفة Actual CPI	مؤشر أداء المخمن الكلفة Estimate CPI	المعدل المطلق لنسبة الخطأ MAPE%
1	12,998,800,000	12998800000	1.00	1.05	4.60
2	22,590,960,000	22590960000	1.00	1.04	3.64
3	36,415,400,000	36415400000	1.00	1.02	2.26
4	45,499,650,000	45499650000	1.00	1.01	1.35
5	58,500,000,000	68500000000	0.85	0.84	2.23
6	71,723,680,000	77723680000	0.92	0.89	3.77
7	89,600,000,000	89600000000	1.00	0.97	3.06
8	108,884,915,000	100884915000	1.08	1.08	0.30
9	123,669,100,000	117160200000	1.06	1.04	1.18
10	130,100,000,000	130100000000	1.00	0.93	7.11
معامل الارتباط (R)			89.73%		29.50 /10= 2.950
معامل التحديد (R <sup>2</sup> )			80.51%		
درجة الدقة، (AA%)			100-2.950= 97.05%		

DEVELOPMENT INTELLIGENT PREDICTION MODELS FOR EARNED VALUE INDICATORS IN WASTEWATER TREATMENT PLANTS PROJECTS

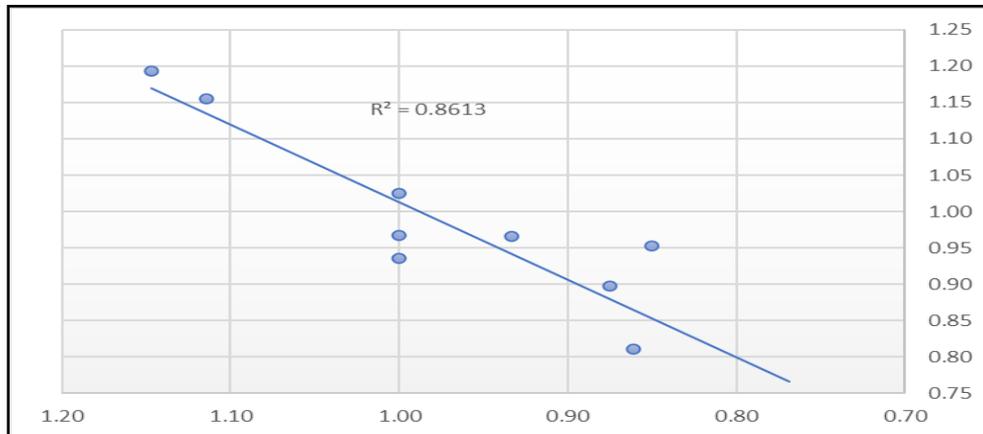


الشكل (4) تحقيق نموذج مؤشر أداء الكلفة (CPI. Model)

ثالثاً: - مؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (Cost-Schedule Index (CSI)) من الجدول (8) يمكن الاستنتاج أن نموذج مؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (CSI. Model) له أداء متميز، لأن له ارتباطاً عالياً (R) مقداره (92,80%) ، ومعامل التحديد ( $R^2$ ) هو (86,13%). وان درجة دقة النموذج (AA%) تبلغ (95,246%)، لذلك، يمكن الاستنتاج أن هذا نموذج مؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (CSI. Model) يظهر اتفاقاً ممتازاً مع القيم الفعلية وكما مبين في الشكل (55).

جدول (8): المعايير الإحصائية لنموذج مؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (CSI. Model)

Projects المشاريع	مؤشر أداء الجدولة المخمن Estimate SPI	مؤشر أداء الكلفة المخمن Estimate CPI	مؤشر الأداء المخمن الإجمالي Estimate CSI	مؤشر الأداء الإجمالي الفعلي Actual CSI	المعدل المطلق لنسبة الخطأ MAPE%
1	0.98	1.05	1.03	1.00	2.5070
2	0.92	1.04	0.95	0.85	12.137
3	0.94	1.02	0.97	0.93	3.4918
4	0.89	1.01	0.90	0.88	2.5715
5	0.89	0.84	0.74	0.77	3.4720
6	0.91	0.89	0.81	0.86	5.8533
7	1.00	0.97	0.97	1.00	3.2919
8	1.10	1.08	1.19	1.15	4.0715
9	1.11	1.04	1.16	1.11	3.6787
10	1.01	0.93	0.94	1.00	6.4669
معامل الارتباط (R)				92.80%	47.5423 /10= <b>4.7542</b>
معامل التحديد ( $R^2$ )				86.13%	
درجة الدقة، (AA%)				100-4.7542= <b>95.246%</b>	



الشكل (5) تحقيق نموذج مؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (CSI. Model)

يبين الجدول (9) نتائج الدراسة المقارنة لنماذج الانحدار الخطي المتعدد الثلاثة، وكانت درجة دقة نموذج مؤشر أداء الجدولة تبلغ (97,434%)، درجة دقة نموذج مؤشر أداء الكلفة تبلغ (97,05%)، درجة دقة نموذج مؤشر الأداء الإجمالي للمشروع تبلغ

## DEVELOPMENT INTELLIGENT PREDICTION MODELS FOR EARNED VALUE INDICATORS IN WASTEWATER TREATMENT PLANTS PROJECTS

(95,246%)، وهذه النتائج تبين ان المعادلات المستخدمة لتخمين مؤشرات القيمة المكتسبة في نموذج الانحدار الخطي المتعدد درجة دقة عالية جدا، وهي نتيجة تعد ممتازة لكفاءة النماذج المطورة في هذه الدراسة.

جدول (9) نتائج التحقق من نماذج الانحدار الخطي المتعدد لمؤشرات القيمة المكتسبة

Description	نموذج مؤشر أداء الجدولة Model SPI	نموذج مؤشر أداء الكلفة Model CPI	نموذج مؤشر الأداء الإجمالي Model CSI
المعدل المطلق لنسبة الخطأ MAPE	2.5660%	2.950%	4.7542%
درجة الدقة، (AA %)	97.434%	97.05%	95.246%
معامل الارتباط (R)	92.46%	89.73%	92.80%
معامل التحديد (R <sup>2</sup> )	85.48%	80.51%	86.13%

### 2.3 نماذج الشبكات العصبونية الاصطناعية

تم الاعتماد على نفس المتغيرات المستقلة والمعتمدة التي تم تشخيصها في مرحلة تحديد البيانات لتطوير نماذج الانحدار الخطي المتعدد، إذ تم تطوير ثلاث نماذج رياضية شاملة باستخدام خصائص مشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي للتنبؤ بمؤشرات القيمة المكتسبة، باستخدام الإصدار الرابع من برنامج (Neuframe) كأداة لتطوير نموذج الشبكة العصبونية الاصطناعية، وعلى النحو الآتي:

- 1) مؤشر أداء الجدولة (Schedule Performance Index (SPI))
- 2) مؤشر أداء الكلفة (Cost Performance Index (CPI))
- 3) مؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (Cost-Schedule Index (CSI))،

ان المنهجية المستخدمة في بناء نموذج الشبكة العصبونية الاصطناعية المطور في هذا البحث تتضمن تطوير مجموعه من النماذج الفرعية، مثل نموذج الإدخال (Input Model) ونموذج الإخراج (Output Model) ونموذج تقسيم البيانات (Data Division Model) ونموذج اختيار معمارية الشبكة العصبونية (Network Model) ونموذج ضبط الأوزان (Weight Model) ونموذج معدل التعلم (Learning Rate Model) ونموذج حجم الخطوة (Momentum Term Model) ونموذج دالة التحويل (Transfer Function Model) ونموذج المعادلات الرياضية (Mathematical Equations Model) ونموذج التحقق (Validation Model) [14].

#### أولاً: - نمودجي الإدخال الإخراج Model Inputs and Outputs

ان عملية تحديد واختيار المتغيرات في نمودجي الإدخال والإخراج تكتسب أهمية عظمى تسهم في تحسين أداء الشبكة العصبونية الاصطناعية [15]، إذ ان زيادة عدد متغيرات الإدخال والإخراج يؤثر تأثيراً كبيراً في زيادة حجم الشبكة العصبونية الاصطناعية وبالتالي يؤدي الى زيادة في كفاءة الشبكة العصبونية الاصطناعية [16]. توجد عدة طرق لاختيار عدد المتغيرات في نمودجي الإدخال والإخراج وتم اختيار طريقة المعرفة المسبقة (Method of Prior Knowledge) في هذه الدراسة، إذ ان هذه الطريقة تستخدم بكثرة في قطاع إدارة المشاريع ومعتمدة في كثير من الأبحاث والدراسات العلمية، وبالتالي فقد تضمن نمودج الإدخال المتغيرات المستقلة وهي:

- 1) الكلفة التقديرية للعمل المخطط (الموازنة) أو (Baseline) ويجري وضعها بشكل تراكمي قبل بداية المشروع، تسمى بالقيمة المخططة (PV) (Planning Value).
- 2) التكلفة التقديرية للعمل المنجز (القيمة المكتسبة) ويجري حسابها في نقاط زمنية مختلفة ندعوها نقاط العلام (Milestone)، تسمى القيمة المكتسبة (EV) (Earned Value).
- 3) الكلفة الفعلية للعمل المنجز ويجري حسابها في نقاط زمنية مختلفة ندعوها نقاط العلام Milestone، تسمى الكلفة الفعلية (AC) (Actual Cost).

اما نمودج الإخراج فقد شمل على المتغير غير المستقل وهي:

- 1) مؤشر أداء الجدولة (Schedule Performance Index (SPI))
- 2) مؤشر أداء الكلفة (Cost Performance Index (CPI))
- 3) مؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (Cost-Schedule Index (CSI))،

#### ثانياً: - نمودج تقسيم البيانات Data Division Model

يمكن تقسيم بيانات الإدخال أو الإخراج في الشبكة العصبونية الاصطناعية الى ثلاث مجاميع وهي:

**DEVELOPMENT INTELLIGENT PREDICTION MODELS FOR EARNED VALUE INDICATORS IN WASTEWATER TREATMENT PLANTS PROJECTS**

- (1) مجموعة التدريب (Training Set).
- (2) مجموعة الاختبار (Testing set).
- (3) مجموعة التحقق (Validation Set).

فمجموعة التدريب تستخدم لضبط الأوزان المتصلة في الشبكة العصبونية الاصطناعية، وتستخدم مجموعة الفحص للتأكد من أداء الشبكة العصبونية الاصطناعية في مختلف مراحل التعليم، وتستخدم مجموعة التحقق لتقييم أداء نموذج الشبكة العصبونية الاصطناعية [17]، لذلك يعد تقسيم البيانات الى المجموعات الثلاثة اعلاه، خطوة حاسمة ومهمة في نمذجة الشبكة العصبونية الاصطناعية [18]. من خلال الجدول (10) يُلاحظ نسبة تقسيم البيانات لمجموعات التدريب والفحص والتحقق باستخدام اسلوب المحاولة والخطأ، إذ استخدم الباحث نسب مختلفة من البيانات لهذه المجموعات في محاول للحصول على افضل أداء للشبكة العصبونية الاصطناعية من اجل الوصول الى اعلى قيمة لمعامل الارتباط ، وذلك لبيان قوة ونوعية العلاقة بين مخرجات الشبكة العصبونية الاصطناعية (مؤشرات القيمة المكتسبة المتنبأ بها) و (مؤشرات القيمة المكتسبة المقاسة (الحقيقة)) وبالترامن مع اقل نسبة خطأ للفحص (Testing error)، فهذان المعياران هما المعتمدان في هذه الدراسة لاختيار افضل تقسيم للبيانات. ومن خلال الجدول (11) يمكن ملاحظة ان افضل تقسيم للبيانات هو 78% لمجموعة التدريب، 12% لمجموعة الفحص و 10% لمجموعة التحقق بالاعتماد على اقل نسبة خطأ للفحص (5.9%) واكبر قيمة لمعامل الارتباط (95.5%).

**جدول (10): تأثير تقسيم البيانات على أداء نموذج الشبكات العصبية**

معامل الارتباط Coefficient Correlation(r)%	نسبة خطأ الفحص Testing Error%	نسبة خطأ التدريب Training Error%	تقسيم البيانات % Data Division		
			مجموعة التحقق %Querying	مجموعة الفحص %Testing	مجموعة التدريب %Training
93.6	6.7	6.9	5	10	85
94.4	6.4	6.6	5	15	80
95.5	5.9	5.5	10	12	78
94.3	6.8	6.1	10	15	75
96.5	5.8	5.8	10	20	70
93.4	6.4	6.5	15	20	65
93.4	6.3	6.6	20	20	60

**جدول (511) نسبة البيانات لمجموعة التدريب والاختبار والتحقق**

المجاميع		No. العدد	Percent النسبة
Sample نموذج	مجموعة التدريب Training	25	78.0%
	مجموعة الفحص Testing	4	12.0%
	مجموعة التحقق Holdout	3	10.0%
Valid		100	100.0%
Total		100	100.0%

ولغرض توزيع البيانات الكلية للمتغيرات المستقلة والمعتمدة والبالغ عددها (32) مشروعاً، على ثلاث مجاميع وهي مجموعة التدريب ومجموعة الفحص ومجموعة التحقق وبثلاث طرق وهي:

- (1) الطريقة العشوائية random: ففي هذه الطريقة يقوم البرنامج بتوزيع بيانات المتغيرات بصورة عشوائية على المجاميع الثلاثة وبحسب النسب التي تم الحصول عليها في الجدول (11).
- (2) الطريقة الشريطية random: وفي هذه الطريقة يقوم البرنامج بتقسيم البيانات الكلية الى مجموعات عشوائية، وكل مجموعة تضم بيانات لكل من مجموعة التدريب ومجموعة الفحص ومجموعة التحقق.
- (3) طريقة الحزمة blocked: في هذه الطريقة يتم التعامل مع البيانات الكلية كحزمة واحدة وتقسيم على الترتيب للمجاميع الثلاث، اي ان الـ (78%) الاولى من البيانات تكون لمجموعة التدريب والـ (12%) الثانية تكون لمجموعة الفحص والـ (10%) الثالثة والاخيرة من البيانات تكون لمجموعة التحقق.

ومن اجل دراسة تأثير استخدام الخيارات المختلفة للتقسيم (العشوائية والشريطية والحزمة) تم التحقق منها كما مبين في الجدول (12)، ويمكن ملاحظة ان أفضل أداء للشبكة العصبونية هو عند استخدام طريقة التقسيم الشريطي (striped) حيث ان لها اقل خطأ بالنسبة للفحص (5.9%) وأكبر قيمة لمعامل الارتباط (95.5%).

DEVELOPMENT INTELLIGENT PREDICTION MODELS FOR EARNED VALUE INDICATORS IN WASTEWATER TREATMENT PLANTS PROJECTS

جدول (12): تأثير طريقة التقسيم على اداء الشبكة العصبونية

معامل الارتباط Coefficient Correlation(r)%	نسبة خطأ الفحص Testing Error%	نسبة خطأ التدريب Training Error%	اسلوب التقسيم Choices of Division	تقسيم البيانات % Data Division		
				مجموعة التحقيق %Querying	مجموعة الفحص %Testing	مجموعة التدريب %Training
95.5	5.9	5.5	striped	10	12	78
84.9	7.2	6.1	blocked	10	12	78
90.5	7.3	7.9	random	10	12	78

ثالثاً: - نموذج عدد العقد والطبقات في الشبكة العصبونية (Neural Network Model)

ان معمارية الشبكة العصبونية الاصطناعية هي الطريقة التي ترتبط بها العصبونات مع بعضها البعض لتشكيل هذه الشبكة [19]، وان تحديد العدد المناسب من العقد العصبونية في الطبقة الوسطية من الشبكة العصبونية الاصطناعية يعد عاملاً مهماً لنجاح الشبكة [20]، مع الاخذ بنظر الاعتبار بان عدد العقد في طبقة الادخال (Input Layer) يكون مساوياً لعدد العوامل المؤثرة في حساب مؤشرات القيمة المكتسبة وتبلغ ثلاثة عوامل هي القيمة المخططة والقيمة المكتسبة والكلفة الفعلية، اما طبقة الاخراج (Output Layer) فهي تحتوي على ثلاث عقد عصبونية واحدة وهي مؤشر أداء الجدولة (( Schedule Performance Index (SPI) ومؤشر أداء الكلفة (( Cost Performance Index (CPI) ومؤشر الأداء الإجمالي للمشروع Cost- (Schedule Index (CSI)). توجد العديد من الأساليب لإيجاد العدد الأمثل للعقد العصبونية في الشبكات العصبونية، وان أمثل اسلوب هي استخدام المعادلة (6) وتتضمن البدء باختيار عقدة واحدة في الطبقة الوسطية ومن ثم البدء بزيادة تدريجية في عدد العقد لحين تحقيق أفضل أداء للشبكة العصبونية، وهذا الأسلوب تم اعتماده في هذه الدراسة من قبل الباحث.

$$\text{عدد العقد} = (\text{عدد المدخلات} * 2) + 1 \dots\dots\dots (6)$$

من الجدول (13) ادناه يتبين بأن هناك اختلافاً بسيطاً جداً في نسبة الخطأ لمجموعة الفحص وان أفضل أداء للشبكة عندما يكون عدد العقد يكون مساوياً الى عقدة واحدة. وذلك لحصولها على اعلى معامل ارتباط (95,5%) ونسبة خطأ للفحص (5,9%). وبالتالي يكون الشكل النموذجي لهذه الشبكة المطورة في هذا البحث عبارة عن ثلاث طبقات عصبونية (طبقة دخل input layer وطبقة مخفية hidden layer وطبقة خرج output layer) طبقة الدخل لا تقوم بأي عملية معالجة فهي ببساطة مكان تغذية الشبكة بقاعدة البيانات وتقوم طبقة الدخل بعد ذلك بتغذية (نقل المعلومات) الى الطبقة المخفية ومن ثم تقوم الطبقة المخفية بتغذية طبقة الخرج، اذ ان المعالجة الفعلية للبيانات تتم في الطبقة المخفية وطبقة الخرج فقط.

الجدول (13) تأثير عدد العقد المخفية على اداء نموذج الشبكات العصبية

عدد العقد في الطبقة المخفية No. of Nodes	نسبة خطأ التدريب Training Error%	نسبة خطأ الفحص Testing Error%	Coefficient معامل الارتباط Correlation(r)%
1	5.5	5.9	95.5
2	5.9	5.9	95.4
3	5.8	6.5	94.9
4	6.9	6.8	93.8
5	6.8	7.3	93.5
6	6.8	7.9	92.6
7	6.9	8.0	92.9

رابعاً: - نموذج حجم الخطوة (Momentum Term Model) ونموذج معدل التعلم (Learning Rate Model)

يعد هذان النموذجان من النماذج المهمة في تحسين أداء الشبكة العصبونية الاصطناعية، اذ يعملان معا بشكل مترابط من خلال معمارية الشبكة العصبونية الاصطناعية وكلاهما يؤثر في بعضهما البعض الاخر، ومن اجل بيان تأثير معامل حجم الخطوة او ما يسمى محدد الزخم (Momentum Term) على أداء الشبكة العصبونية الاصطناعية، اذ قام الباحث بأجراء مجموعة من الاختبارات على الشبكة العصبونية الاصطناعية وذلك من خلال تغيير محدد الزخم لقيم تتراوح بين الحد الأدنى لهذا المعامل وهو (0,1) والحد الأعلى له وهو (1,0)، ومن الجدول (14) يتوضح بأن الشبكة حساسة لتتغير معدل الزخم من المدى (0,01) الى (0,7) اذ بدأت بالزيادة تدريجياً لفحص الخطأ. وان أفضل أداء للشبكة عندما يكون محدد الزخم مساوياً الى (0,8) حيث ان لها اقل نسبة خطأ لمجموعة الفحص (5,9%) وأكبر معامل ارتباط (r) (95,5%)، اذ نلاحظ ان هناك ثباتاً في أداء الشبكة كلما اقترب محدد الزخم من الحد الأقصى له وهو (1,0)، بالإضافة الى ذلك فان تأثير معدل التعلم (Learning Rate) على أداء النموذج يعمل على تحديد سرعة تعلم الشبكة، و تم تحقيق تأثير معدل التعلم عند تثبيت القيمة المثلى لمحدد الزخم (Momentum Term) (0,8)، وكما مبين في الجدول (15)، اذ نلاحظ ان افضل قيمة لمعدل التعلم تبلغ (0,2) اذ ان لها اقل خطأ لمجموعة الفحص (5,9%)، واكبر معامل ارتباط (r) (95,5%)، و يلاحظ ان ثباتاً في أداء الشبكة من المدى (0,1 الى 0,2) ثم يبدأ بالزيادة كلما اقترب معدل التعلم من الحد الأدنى له وهو (1,0).

DEVELOPMENT INTELLIGENT PREDICTION MODELS FOR EARNED VALUE INDICATORS IN WASTEWATER TREATMENT PLANTS PROJECTS

جدول (14): تأثير تنوع محدد الزخم على اداء نموذج الشبكة العصبونية الاصطناعية

حجم الخطوة (Momentum Term)	نسبة خطأ التدريب Training error%	نسبة خطأ الفحص Testing error%	Coefficient معامل الارتباط correlation(r)%
0.1	7.9	6.1	92.5
0.2	7.8	6.2	92.5
0.3	7.8	6.3	92.9
0.4	7.9	6.4	92.7
0.5	6.7	6.8	93.6
0.6	6.7	6.9	94.6
0.7	6.7	6.9	94.9
0.8	5.5	5.9	95.5
0.9	5.5	5.9	95.5
1.0	5.5	5.9	95.5

جدول (15): تأثير تنوع معدل التعلم على اداء نموذج الشبكة العصبونية الاصطناعية

معدل التعلم (Learning Rate)	نسبة خطأ التدريب Training Error%	نسبة خطأ الفحص Testing Error%	معامل الارتباط Coefficient Correlation(r)%
0.1	5.5	5.9	95.5
0.2	5.5	5.9	95.5
0.3	5.8	6.0	95.2
0.4	5.9	6.1	94.8
0.5	6.1	6.2	94.7
0.6	6.2	6.3	94.6
0.7	6.3	6.5	94.5
0.8	6.4	6.6	94.4
0.9	6.5	6.7	94.3
1.0	6.6	6.8	94.2

خامساً: - نموذج دالة التحويل (Transfer Function Model)

من اجل دراسة تأثير دالة التحويل تم اجراء اربعة اختبارات رئيسية وكما مبين في الجدول (16)، ويمكن ملاحظة بأن اداء الشبكة العصبونية الاصطناعية يكاد يكون حساساً لنوع الدالة الوظيفية اذ كان معامل الارتباط بحدود 95,5% ونسبة خطأ الفحص يساوي 5,9% ونسبة خطأ التدريب يساوي 5,5%، وتم الحصول عليها عند استخدام الدالة الاسية (sigmoid) لكل من الطبقة المخفية وطبقة المخرجات، وبالتالي فقد استنتج الباحث ان تابع الاسي هو الأكثر شيوعاً كتابع تحويل للعصبونات لأنه يؤمن نمط اللاخطية في حسابات الشبكة العصبونية الاصطناعية عن طريق تحويل قيمة تفعيل ضمن المجال [0-1]. إضافة لذلك فهو يؤمن ميزة اضافية تتلخص في بساطة تابعه المشتق المطلوب في خوارزمية الانتشار الخلفي للأخطاء وهي احدى خوارزميات التعليم المراقب المستخدمة في الشبكات أمامية التغذية في هذه الدراسة.

جدول (16): تأثير الدالة التحويل على اداء نموذج الشبكة العصبونية

معامل الارتباط Coefficient Correlation (r)%	نسبة خطأ الفحص Testing Error%	نسبة خطأ التدريب Training Error%	دالة التحويل Transfer Function	
			طبقة الاخراج Output Layer	الطبقة (المخفية) Hidden Layer
95.5	5.9	5.5	الاسي sigmoid	الاسي sigmoid
95.5	5.9	5.5	التانج tanh	الاسي sigmoid
95.5	5.9	5.5	الاسي sigmoid	التانج tanh
95.5	5.9	5.5	التانج tanh	التانج tanh

سادساً: نموذج ضبط الاوزان (Weight Model)

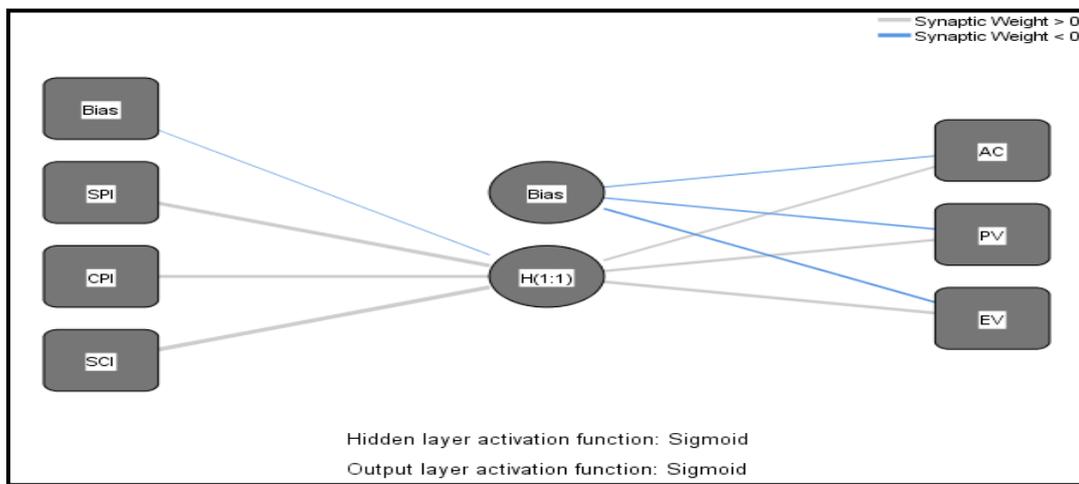
ان كل اتصال بين عصبون وآخر في الشبكة العصبونية الاصطناعية يتميز بارتباطه بقيمة تدعى الوزن، وهذه القيمة هي التي تشكل مدى الأهمية النسبية للارتباط بين هذين العصبونين، اذ يقوم كل عصبون بضرب كل قيمة الدخل الواردة من عصبونات الطبقة السابقة بأوزان الاتصالات مع هذه العصبونات، ومن ثم جمع نواتج الضرب جميعاً مع إضافة قيمة حد العتبة، ثم إخضاع النتيجة لتابع تحويل يختلف حسب نوع العصبون، اذ يكون ناتج تابع التحويل خرجاً للعصبون إلى عصبونات الطبقة اللاحقة. فيعد تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية تم الحصول على قيم الاوزان للعقد الواصلة بين طبقة الادخال والطبقة المخفية وكذلك الاوزان بين الطبقة المخفية والطبقة الاخراج وكما مبين في الجدول (17).

جدول (17) ضبط الاوزان بين طبقات الشبكة العصبونية الاصطناعية

DEVELOPMENT INTELLIGENT PREDICTION MODELS FOR EARNED VALUE INDICATORS IN WASTEWATER TREATMENT PLANTS PROJECTS

Parameter Estimates					
Predictor المعايير المتنبئ بها	القيم المتنبئ بها Predicted Value				
	Hidden Layer الطبقة المخفية	Output Layer طبقة الاخراج			
		H (1:1)	AC	PV	EV
Input Layer طبقة الادخال	حد العتية (Bias)	-.235-	-	-	-
	مؤشر أداء الجدولة (SPI)	3.433	-	-	-
	مؤشر أداء الكلفة (CPI)	2.667	-	-	-
	مؤشر الأداء الإجمالي (SCI)	3.548	-	-	-
Hidden Layer الطبقة المخفية	حد العتية (Bias)	-	-.762-	-.775-	-.851-
	H(1:1)	-	.896	1.493	1.771

سابعاً: - نموذج معمارية الشبكة العصبونية الاصطناعية (Neural Network Model)  
ان الشكل النهائي لمعمارية الشبكة العصبونية الاصطناعية يكون بثلاث طبقات (طبقة الادخال وطبقة الإخراج والطبقة المخفية وبعده واحدة) وكما مبين في الشكل (6) ادناه.



الشكل (6) معمارية الشبكة العصبونية الاصطناعية

ثامناً: - نموذج معادلة الشبكة العصبونية الاصطناعية (Network Equation Model)

يمكن التنبؤ بمؤشرات القيمة المكتسبة لمشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي من خلال المعادلات الآتية:

$$SPI = [0.17 / (1 + e^{(0.762 - 0.896 \tanh(x))})] + (0.86) \dots\dots\dots (7)$$

$$CPI = [0.52 / (1 + e^{(0.775 - 1.493 \tanh(x))})] + (0.73) \dots\dots\dots (8)$$

$$CSI = [0.09 / (1 + e^{(0.851 - 1.771 \tanh(x))})] + (0.62) \dots\dots\dots (9)$$

حيث ان:

$$x = -0.235 + [(3.433 * AC - 2.667 * EV - 3.548 * PV)] \dots\dots\dots (10)$$

تاسعاً: نموذج التحقق (Validation Model).

في هذه الدراسة، قام الباحث بالاعتماد على أربعة معايير احصائية لأثبت دقة وكفاءة المعادلات الرياضية المشتقة من نماذج الشبكة العصبونية الاصطناعية لمؤشر أداء الجدولة (SPI) ومؤشر أداء الكلفة (CPI) ومؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (SCI)، وهذه المعايير الإحصائية تم اعتمادها في بناء نماذج الانحدار الخطي المتعدد وهي المعدل المطلق لنسبة الخطأ، Mean Absolute Percentage Error (MAPE) و درجة الدقة (AA%) و معامل التحديد، Coefficient of Determination (R<sup>2</sup>) ومعامل الارتباط، Coefficient of Correlation (R).

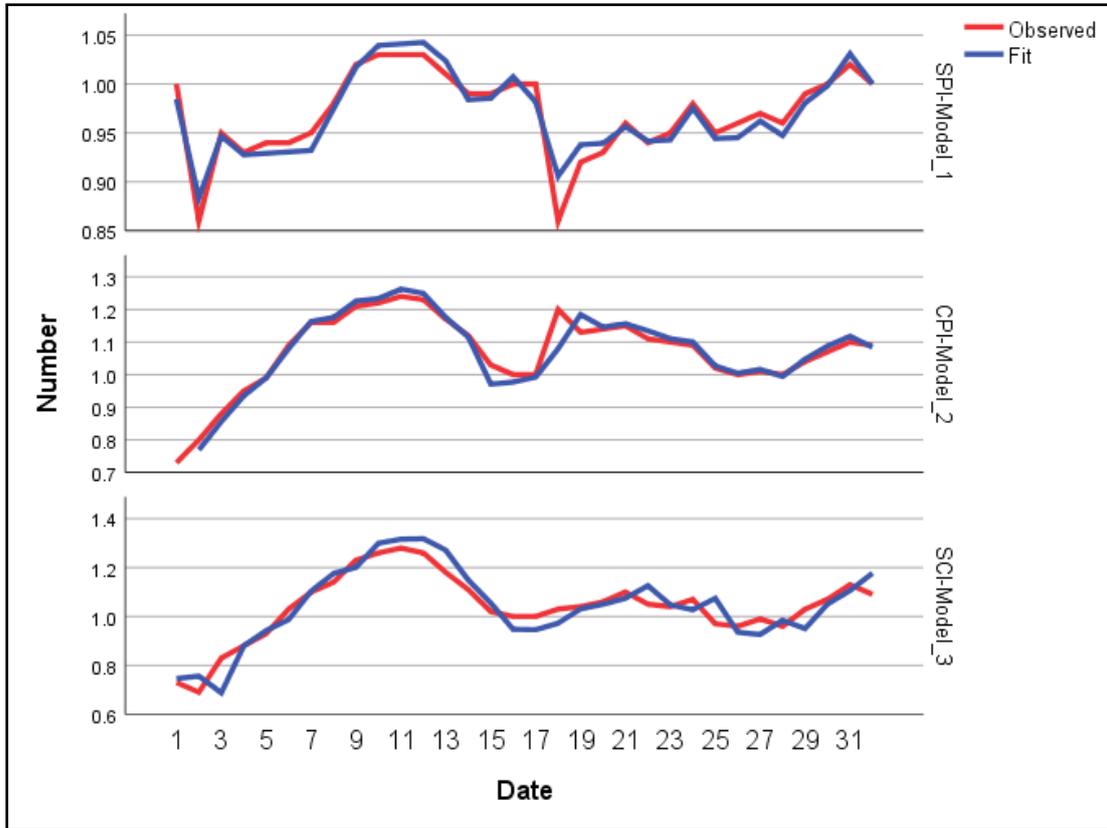
الجدول (18) ادناه يمثل نتائج المعايير الاحصائية الاربعة اعلاه، ولعدد من مشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي (32 مشروعاً) وهي تمثل نسبة البيانات الكلية التي تمت تغذيتها في البرنامج المستخدم والتي تم تصنيفها لمجموعة التحقيق بعد اكتمال بناء نموذج الشبكة العصبونية الاصطناعية. والنتائج تبين ان دقة نموذج الشبكة العصبونية درجة دقة عالية جداً تبلغ (98.925%) لـ مؤشر أداء الجدولة (SPI) و (98.292%) لـ مؤشر أداء الكلفة ((Cost Performance Index (CPI) و (95.63%) لمؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (CSI) و (Cost-Schedule Index (CSI))، وهي نتيجة تعد ممتازة لكفاءة النماذج المطورة في هذه الدراسة.

DEVELOPMENT INTELLIGENT PREDICTION MODELS FOR EARNED VALUE INDICATORS IN WASTEWATER TREATMENT PLANTS PROJECTS

جدول (18) نتائج تحقيق نموذج الشبكة العصبونية الاصطناعية

Model	المعايير الاحصائية			درجة الدقة AA%
	معامل الارتباط R	معامل التحديد R <sup>2</sup>	المعدل المطلق لنسبة الخطأ MAPE%	
SPI-Model 1	0.95026	.903	1.075	98.925
CPI-Model 2	0.95707	.916	1.708	98.292
SCI-Model 3	0.91323	.834	4.370	95.63

ويبين الشكل (7) ادناه مقارنة بين القيم الحقيقية الفعلية المشاهدة لمؤشرات القيمة المكتسبة لمشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي وهي مؤشر أداء الجدولة (SPI) ومؤشر أداء الكلفة (CPI) ومؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (SCI) مع القيم المتنبأ بها (المتوقعة) من النماذج المطورة والمحسوبة من المعادلات (7-5) و(8-5) و(9-5) اعلاه، اذ نلاحظ ان قيمة معامل الارتباط بين هذه القيم هي (95.026%) و(95,707%) و(91,323%) على التوالي وان هذه النتائج تدل على الدقة العالية للنماذج الشبكة العصبونية الاصطناعية المطور، مما يشير الى امكانية الاعتماد على هذا النموذج في التنبؤ بمؤشرات القيمة المكتسبة في المشاريع المستقبلية لمحطات معالجة المياه.



الشكل (7) مقارنة بين النتائج الحقيقية المشاهدة مع النتائج المتوقعة من النماذج الثلاث المطورة

### 3.3 نماذج متجه الاشعاع الالي Support Vector Machine Model

آلة المتجه الداعمة (SVM) هي أداة أنيقة لحل مشاكل التعرف على الأنماط والانحدار في المشاريع الانشائية، فعلى مدى السنوات الماضية، انجذب لها الكثير من الباحثين من المتخصصين بالشبكات العصبونية الاصطناعية والسبب الرئيس لذلك هو قدرتها على تقديم أداء تعميم ممتاز، كما تم إثبات أن آلة المتجه الداعمة ذات قيمة للعديد من تطبيقات قطاع التشييد [21]. في هذه الدراسة، اعتمد الباحث على المتغيرات المستقلة والمعتمدة التي تم تشخيصها في مرحلة تحديد البيانات في تطوير نماذج الانحدار الخطي المتعدد ونماذج الشبكات العصبونية الاصطناعية، للتنبؤ بمؤشرات القيمة المكتسبة الثلاثة، مؤشر أداء الجدولة (( Schedule Performance Index (SPI) ومؤشر أداء الكلفة (CPI) (Cost Performance Index) ومؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (Cost-Schedule Index (CSI))، وباستخدام برنامج (Weka) المطور في جامعة Waikato في نيوزيلندا.

أولاً: - نمونجي الادخال الاخراج Model Inputs and Outputs

## DEVELOPMENT INTELLIGENT PREDICTION MODELS FOR EARNED VALUE INDICATORS IN WASTEWATER TREATMENT PLANTS PROJECTS

ان عملية تحديد واختيار المتغيرات في نموذجي الادخال والايخراج تكتسب اهمية عظمى تسهم في تحسين اداء نماذج متجه الاشعاع الالي، اذ ان عدد متغيرات الادخال والايخراج يؤثر تأثيرا كبيرا في زيادة حجم نماذج متجه الاشعاع الالي [22]، وفي هذه الدراسة، تم استخدام نفس نموذجي الادخال والايخراج المستخدمين في نموذج الشبكة العصبونية الاصطناعية، وهي:

- 1) الكلفة التقديرية للعمل المخطط وتسمى بالقيمة المخططة (PV) (Planning Value).
- 2) التكلفة التقديرية للعمل المنجز وتسمى بالقيمة المكتسبة (EV) (Earned Value).
- 3) الكلفة الفعلية للعمل المنجز وتسمى بالكلفة الفعلية (AC) (Actual Cost).

اما نموذج الاخراج فقد شمل على ثلاث متغيرات غير مستقلة وهي:

- 1) مؤشر أداء الجدولة ((Schedule Performance Index (SPI))
- 2) مؤشر أداء الكلفة ((Cost Performance Index (CPI))
- 3) مؤشر الأداء الإجمالي للمشروع ((Cost-Schedule Index (CSI))،

### ثانياً: - نموذج تقسيم البيانات Data Division of SVM Model

اعتمد الباحث نفس النسب المستخدمة في تقسيم بيانات الإدخال أو الإخراج في الشبكة العصبونية الاصطناعية الى ثلاث مجاميع رئيسية وهي: مجموعة التدريب (Training Set) ومجموعة الاختبار (Testing set) ومجموعة التحقق (Validation Set)، لكون تقسيم البيانات الى المجموعات الثلاثة، يعد خطوة حاسمة ومهمة في نمذجة آلة المتجهات الداعمة. كما مبين في الجدول (19)، اذ ان أفضل تقسيم للبيانات هو 78% لمجموعة التدريب ، 12% لمجموعة الفحص و 10% لمجموعة.

جدول (19) نسبة البيانات لمجموعة التدريب والاختبار والتحقق

		No. العدد	Percent النسبة
Sample نموذج	مجموعة التدريب Training	25	78.0%
	مجموعة الفحص Testing	4	12.0%
	مجموعة التحقق Holdout	3	10.0%
Valid		100	100.0%
Total		100	100.0%

### ثالثاً: - نموذج اختيار النواة Kernel Selection of SVM Model

في هذا النموذج، تم اختبار الأنواع الثلاثة للنواة في نموذج آلة متجه الداعم وهي النواة الخطية (Linear Kernel) ونواة متعددة الحدود (Polynomial Kernel) ونواة دالة الأساس الشعاعي (RBF)، ان الجدول (20) يبين ان الاختيار الأفضل هو نواة متعددة الحدود (Polynomial kernel) في هذا النموذج وذلك لحصوله على أدنى نسبة لخطأ جذر متوسط التربيع (RMSE) (0,0093%) واعلى معامل ارتباط (R) (96,5%)، وبالتالي فان الباحث يعتقد أن هذه النواة تعتبر مثالية، ولذلك تم اختياره في نموذج آلة متجه الداعم المطور في هذه الدراسة

الجدول (20): تأثير نوع النواة على اداء نموذج آلة متجه الداعم

نوع النواة (Type of kernel)	نسبة معدل الخطأ MAE % المطلق	نسبة خطأ جذر متوسط RMSE % التربيع	معامل الارتباط Coefficient Correlation(r)%
النواة الخطية normalized kernel	0.0333	0.0222	95.89
نواة متعددة الحدود Polynomial kernel	0.0077	0.0073	97.85
نواة دالة الأساس الشعاعي RBF kernel	0.0091	0.0111	95.90

### رابعاً: - نموذج اختيار معامل (C) of SVM Model : Selection Parameter(C)

يوضح الجدول (21) تأثير المعامل (C) على نموذج آلة متجه الداعم SVM-Model، اذ تتراوح قيمته ما بين (1) الى (10)، وان المعامل (C) يمثل حجم الخطوة للنموذج الذي يكتسب كمية المعلومات عند تدريب النموذج، فكلما اقترب من قيمة الـ(10) كان النموذج أكثر دقة، وقد حقق نموذج آلة متجه الداعم أفضل قيمة لمعامل (C) عند الـ(8)، اذ كانت قيمة معامل الارتباط (R) (99.65%) عند أقل خطأ لجذر متوسط التربيع (RMSE) (0.0075). ومن ثم تم استخدامه في هذا النموذج.

**DEVELOPMENT INTELLIGENT PREDICTION MODELS FOR EARNED VALUE INDICATORS IN WASTEWATER TREATMENT PLANTS PROJECTS**

**الجدول (21): تأثير معامل (C) على اداء نموذج آلة متجه الداعم**

Parameter C	نسبة معدل الخطأ المطلق MAE %	نسبة خطأ جذر متوسط التربيع RMSE %	معامل الارتباط Coefficient Correlation(r)%
1	0.0080	0.0092	96.81
2	0.0080	0.0091	99.82
3	0.0080	0.0090	96.86
4	0.0082	0.0089	96.90
5	0.0081	0.0088	97.70
6	0.0080	0.0086	97.71
7	0.0080	0.0085	97.75
8	0.0077	0.0073	97.85
9	0.0077	0.0073	97.85
10	0.0077	0.0073	97.85

**خامساً: - نموذج اختيار معامل (Epsilon) Parameter Selection of SVM Model**

يبين الجدول (22) تأثير المعامل (Epsilon) على نموذج آلة متجه الداعم SVM-Model، إذ تتراوح قيمته ما بين (0,01) الى (0,1)، وان المعامل (Epsilon) يمثل معدل التعلم للنموذج، فكلما اقترب من قيمة الـ(0,01) كان النموذج أكثر دقة، وقد حقق نموذج آلة متجه الداعم أفضل قيمة لمعامل (Epsilon) عند الـ(0,02)، إذ كانت قيمة معامل الارتباط (R) (99.65%) عند أقل خطأ لجذر متوسط التربيع (RMSE) (0.0075). ومن ثم تم استخدامه في هذا النموذج.

**الجدول (22): تأثير معامل (Epsilon) على اداء نموذج آلة متجه الداعم**

Parameter Epsilon	نسبة معدل الخطأ المطلق MAE %	نسبة خطأ جذر متوسط التربيع RMSE %	معامل الارتباط Coefficient Correlation(r)%
0.01	0.0077	0.0073	97.80
0.02	0.0077	0.0073	97.85
0.03	0.0087	0.0078	97.81
0.04	0.0088	0.0079	97.80
0.05	0.0090	0.0080	96.90
0.06	0.0095	0.0082	96.87
0.07	0.0098	0.0100	96.81
0.08	0.0099	0.0110	96.80
0.09	0.0101	0.0112	96.77
0.10	0.0111	0.0115	96.73

**سادساً: - نموذج ضبط الاوزان: Model Weight SVM Model**

بعد تدريب نموذج آلة متجه الداعم SVM-Model، تم الحصول على قيم الاوزان للعقد الواصلة بين طبقة الادخال وطبقة الاخراج، إذ توضح الجداول (23) و(24) و(25) اوزان الاتصال التي حصل عليها برنامج weka لنماذج آلة متجه الداعم الثلاثة (مؤشر أداء الجدولة (SPI) ومؤشر أداء الكلفة (CPI) ومؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (CSI) المثلى، ولا يحتاج إلى مقياس لتحويل البيانات لأن البرنامج يمكن تحديد خيار لتحديد كيفية ما إذا كان سيتم تحويل البيانات ام لا.

**جدول (23) ضبط الاوزان بين طبقات نموذج آلة متجه الداعم لمؤشر أداء الجدولة (SPI) (Schedule Performance Index)**

الطبقة layer	قيمة الاوزان بين طبقة الادخال وطبقة الاخراج wji (weight from node i in the input layer to node j in the hidden layer)	
	EV	AC
المدخلات input		
الاوزان weight	2.7007	-2.9254
حد العتبة bias	0.6522	

**DEVELOPMENT INTELLIGENT PREDICTION MODELS FOR EARNED VALUE INDICATORS IN WASTEWATER TREATMENT PLANTS PROJECTS**

**جدول (24) ضبط الازان بين طبقات نموذج آلة متجه الداعم لمؤشر أداء الكلفة (CPI) (Cost Performance Index)**

الطبقة layer	قيمة الازان بين طبقة الادخال وطبقة الاخراج wji (weight from node i in the input layer to node j in the hidden layer)	
المدخلات input	PV	EV
الازان weight	-1.3046	1.9488
حد العتبة bias	0.3756	

**جدول (25) ضبط الازان بين طبقات نموذج آلة متجه الداعم لمؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (CSI) (Cost-Schedule Index)**

الطبقة layer	قيمة الازان بين طبقة الادخال وطبقة الاخراج wji (weight from node i in the input layer to node j in the hidden layer)	
المدخلات input	SPI	CPI
الازان weight	0.3214	0.8369
حد العتبة bias	-0.1709	

**سابعاً: - نموذج المعادلات: Equation SVM Model**

يمكن التنبؤ بمؤشرات القيمة المكتسبة لمشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي من خلال المعادلات الآتية:

$$SPI = \{(-1.3046 * PV) + (1.9488 * EV)\} + (0.3756) \dots\dots\dots (11)$$

$$CPI = \{(2.7007 * EV) - (2.9254 * AC)\} + (0.6522) \dots\dots\dots (12)$$

$$CSI = \{(0.3214 * SPI) + (0.8369 * CPI)\} - (0.1709) \dots\dots\dots (13)$$

**ثامناً: - نماذج التحقق Validation SVM Models**

في هذه الدراسة، قام الباحث بالاعتماد على المعايير الإحصائية الأربعة التي اعتمدها في تحقيق وإثبات نماذج الانحدار الخطي المتعدد ونماذج الشبكات العصبونية الاصطناعية نفسها، من أجل إثبات دقة وكفاءة المعادلات الرياضية المشتقة من نماذج آلة متجه الداعم لمؤشر أداء الجدولة (SPI) ومؤشر أداء الكلفة (CPI) ومؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (SCI). ان الجداول (26) و(27) و(28) ادناه تمثل نتائج المعايير الإحصائية الأربعة اعلاه، ولعدد من المشاريع (عشرة مشاريع) وهي تمثل نسبة الـ(31%) من البيانات الكلية التي تم تغذيتها في البرنامج (Weka) المستخدم والتي تم تصنيفها لمجموعة التحقق بعد اكتمال بناء نماذج آلة متجه الداعم الثلاثة.

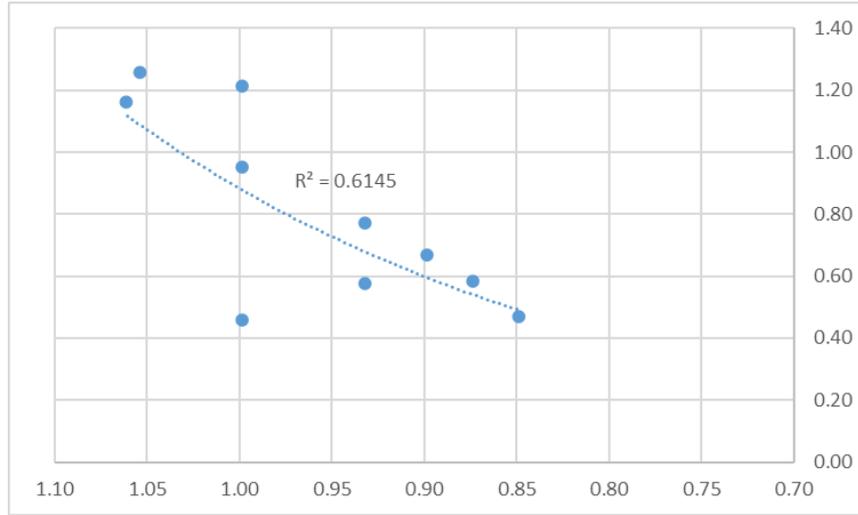
**(1) نموذج مؤشر أداء الجدولة (SPI. Model) (Schedule Performance Index)**

من الجدول (26) والشكل (8) يمكن الاستنتاج أن نموذج مؤشر أداء الجدولة (SPI. Model) له أداء متميز، لأن له ارتباطاً جيداً (R) مقداره (77,066%) ، ومعامل التحديد (R<sup>2</sup>) هو (61.45%). وان درجة دقة النموذج (AA%) تبلغ (73,1944%)، لذلك، يمكن الاستنتاج أن هذا نموذج مؤشر أداء الجدولة (SPI. Model) يظهر اتفاقاً مقبولاً مع القيم الحقيقية الفعلية.

**جدول (26): المعايير الإحصائية لنموذج مؤشر أداء الجدولة (SPI. Model)**

Projects المشاريع	القيمة المكتسبة EV	القيمة المخططة PV	مؤشر أداء الجدولة الفعلي Actual SPI	مؤشر أداء الجدولة المخمن Estimate SPI	MAPE% المعدل المطلق لنسبة الخطأ
1	12,998,800,000	12,998,800,000	1.00	0.46	54.0662
2	22,590,960,000	26,577,600,000	0.85	0.47	44.8093
3	36,415,400,000	39,016,500,000	0.93	0.58	38.2585
4	45,499,650,000	51,999,600,000	0.88	0.58	33.2674
5	58,500,000,000	65,000,000,000	0.90	0.67	25.8158
6	71,723,680,000	76,846,800,000	0.93	0.77	17.4135
7	89,600,000,000	89,600,000,000	1.00	0.95	4.7197
8	108,884,915,000	102,479,920,000	1.06	1.16	9.2326
9	123,669,100,000	117,160,200,000	1.06	1.26	19.1023
10	130,100,000,000	130,100,000,000	1.00	1.21	21.3704
معامل الارتباط (R)			77.066%		268.0556/10= <b>26.8056</b>
معامل التحديد (R <sup>2</sup> )			61.45%		
درجة الثقة (AA%)			100-33.1447= <b>73.1944%</b>		

DEVELOPMENT INTELLIGENT PREDICTION MODELS FOR EARNED VALUE INDICATORS IN WASTEWATER TREATMENT PLANTS PROJECTS

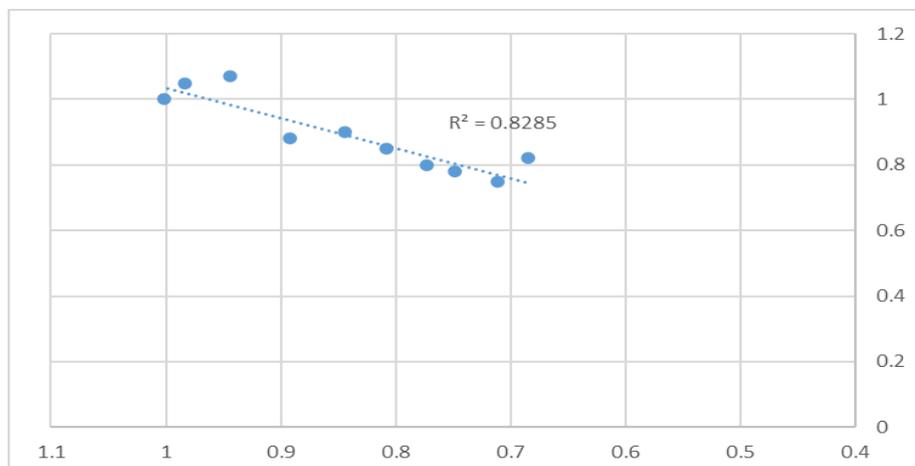


الشكل (8) تحقيق نموذج مؤشر أداء الجدولة (SPI. Model)

(2) نموذج مؤشر أداء الكلفة (Cost Performance Index (CPI. Model)) من الجدول (27) يمكن الاستنتاج أن نموذج مؤشر أداء الكلفة (CPI. Model) له أداء متميز، لأن له ارتباطاً عالياً (R) مقداره (91,02)٪، ومعامل التحديد ( $R^2$ ) هو (82,85)٪. وان درجة دقة النموذج (AA%) تبلغ (84,93)٪، لذلك، يمكن الاستنتاج أن هذا نموذج مؤشر أداء الكلفة يظهر اتفاقاً جيداً مع القيم الفعلية وكما مبين في الشكل (9).

جدول (27): المعايير الإحصائية لنموذج مؤشر أداء الكلفة (CPI. Model)

Projects المشاريع	القيمة المكتسبة EV	الكلفة الفعلية AC	مؤشر أداء الفعلي الكلفة Actual CPI	مؤشر أداء المخمن الكلفة Estimate CPI	المعدل المطلق لنسبة الخطأ MAPE%
1	12,998,800,000	12998800000	1.00	0.69	31.27
2	22,590,960,000	22590960000	1.00	0.71	28.68
3	36,415,400,000	36415400000	1.00	0.75	24.95
4	45,499,650,000	45499650000	1.00	0.78	22.49
5	58,500,000,000	68500000000	0.85	0.81	5.13
6	71,723,680,000	77723680000	0.92	0.85	8.33
7	89,600,000,000	89600000000	1.00	0.89	10.58
8	108,884,915,000	100884915000	1.08	0.95	12.33
9	123,669,100,000	117160200000	1.06	0.99	6.57
10	130,100,000,000	130100000000	1.00	1.00	0.36
معامل الارتباط (R)			91.02%		150.69/10= 15.07
معامل التحديد ( $R^2$ )			82.85%		
درجة الدقة، (AA%)			100-15.07= 84.93%		

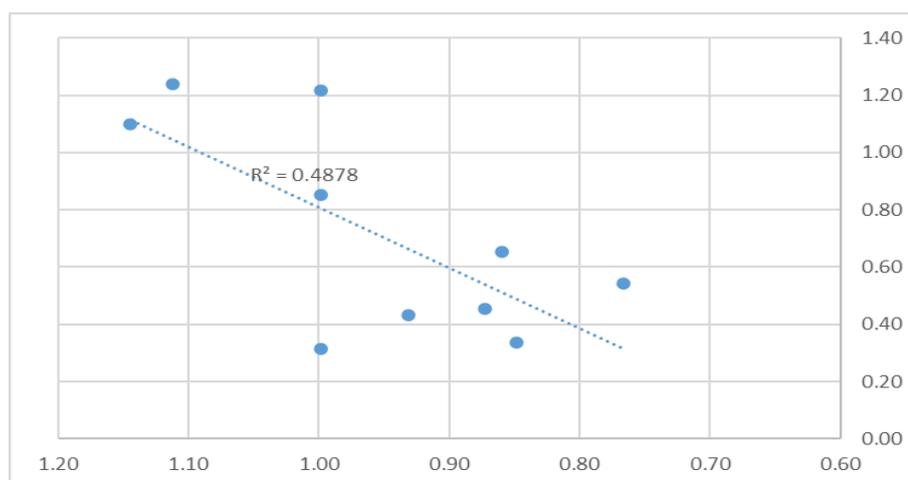


الشكل (9) تحقيق نموذج مؤشر أداء الكلفة (CPI. Model)

(3) مؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (Cost-Schedule Index (CSI)) من الجدول (28) يمكن الاستنتاج أن نموذج مؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (CSI. Model) له أداء مقبول، لأن له ارتباطاً متوسط (R) مقداره (0,70) ، ومعامل التحديد ( $R^2$ ) هو (0,49). وان درجة دقة النموذج (AA%) تبلغ (66,296%)، لذلك، يمكن الاستنتاج أن هذا نموذج مؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (CSI. Model) يظهر اتفاقاً مقبولاً مع القيم الفعلية وكما مبين في الشكل (10).

جدول (28): المعايير الإحصائية لنموذج مؤشر الأداء الإجمالي (CSI. Model)

Projects المشاريع	مؤشر أداء الجدولة المخمن Estimate SPI	مؤشر أداء الكلفة المخمن Estimate CPI	مؤشر الأداء المخمن الإجمالي Estimate CSI	مؤشر الأداء الإجمالي الفعلي Actual CSI	المعدل المطلق لنسبة الخطأ MAPE%
1	0.46	0.69	0.32	1.00	68.4294
2	0.47	0.71	0.33	0.85	60.6373
3	0.58	0.75	0.43	0.93	53.6601
4	0.58	0.78	0.45	0.88	48.2768
5	0.67	0.81	0.54	0.77	29.6225
6	0.77	0.85	0.65	0.86	24.2956
7	0.95	0.89	0.85	1.00	14.8020
8	1.16	0.95	1.10	1.15	4.2313
9	1.26	0.99	1.24	1.11	11.2759
10	1.21	1.00	1.22	1.00	21.8026
معامل الارتباط (R)				70.00%	337.0336/10= <b>33.7034</b>
معامل التحديد ( $R^2$ )				49.00%	
درجة الدقة (AA%)				100-4.7542= <b>66.296%</b>	



الشكل (10) تحقيق نموذج مؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (CSI. Model)

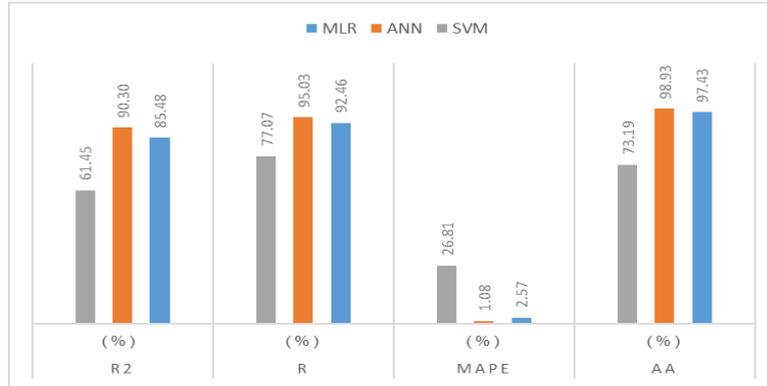
يبين الجدول (29) نتائج الدراسة المقارنة لنماذج آلة متجه الداعم الثلاثة، وكانت درجة دقة نموذج مؤشر أداء الجدولة تبلغ (73,1944%)، ودرجة دقة نموذج مؤشر أداء الكلفة تبلغ (84,93%)، ودرجة دقة نموذج مؤشر الأداء الإجمالي للمشروع تبلغ (66,296%)، وهذه النتائج تبين ان المعادلات المستخدمة لتخمين مؤشرات القيمة المكتسبة في نماذج آلة متجه الداعم لها درجة دقة جيدة، وهي نتيجة تعتبر مقبولة لكفاءة النماذج المطورة في هذه الدراسة.

جدول (29) نتائج التحقق من نماذج آلة متجه الداعم لمؤشرات القيمة المكتسبة

Description	نموذج مؤشر أداء الجدولة Model SPI	نموذج مؤشر أداء الكلفة Model CPI	نموذج مؤشر الأداء الإجمالي Model CSI
المعدل المطلق لنسبة الخطأ MAPE	26.8056%	15.07%	33.7034%
درجة الدقة (AA%)	73.1944%	84.93%	66.296%
معامل الارتباط (R)	77.066%	91.02%	70.00%
معامل التحديد ( $R^2$ )	61.45%	82.85%	49.00%

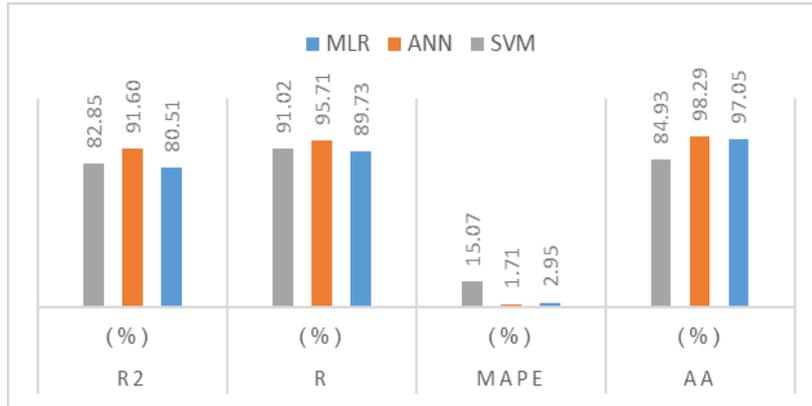
4. مناقشة نتائج التقنيات الثلاث

ان جودة عملية التخمين في مشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي في جمهورية العراق تعتمد الى حد كبير على التنبؤ الدقيق بمؤشرات القيمة المكتسبة، اذ تتم عملية التقييم من خلال معامل الارتباط (R) ومعامل التحديد ( $R^2$ ) والمعدل المطلق لنسبة الخطأ (MAPE) ودرجة الدقة (AA). يتضح من الشكل (11) أن التقنيات الثلاثة (MLR و ANN و SVM) تظهر أداءً جيداً في تقدير نموذج مؤشر أداء الجدولة (Model SPI) لأن درجة دقة النماذج الثلاثة تبلغ 97,43 و 98,93 و 73,19 على التوالي وهي مؤشرات جيدة جداً للتقنيات الثلاثة في مرحلة التحقق.



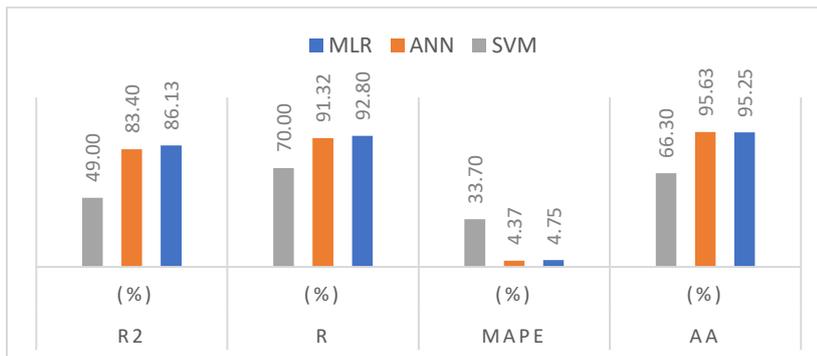
الشكل (11) نتائج أداء النماذج الثلاثة لمؤشر الجدولة (SPI Model)

يتضح من الشكل (12) أن التقنيات الثلاثة (MLR و ANN و SVM) تظهر أداءً جيداً في تقدير نموذج مؤشر أداء الكلفة (Model CPI) لأن درجة دقة النماذج الثلاثة تبلغ 97,05 و 98,29 و 84,93 على التوالي وهي مؤشرات جيدة جداً للتقنيات الثلاثة في مرحلة التحقق.



الشكل (12) نتائج أداء النماذج الثلاثة لمؤشر الكلفة (CPI Model)

يتضح من الشكل (13) أن التقنيات الثلاثة (MLR و ANN و SVM) تظهر أداءً جيداً في تقدير نموذج مؤشر الأداء الاجمالي (Model CSI) لأن درجة دقة النماذج الثلاثة تبلغ 95,25 و 95,63 و 66,30 على التوالي وهي مؤشرات جيدة جداً للتقنيات الثلاثة في مرحلة التحقق.



الشكل (13) نتائج أداء النماذج الثلاثة لمؤشر الأداء الاجمالي (CSI Model)

## DEVELOPMENT INTELLIGENT PREDICTION MODELS FOR EARNED VALUE INDICATORS IN WASTEWATER TREATMENT PLANTS PROJECTS

ولغرض المقارنة، تم تطوير نماذج للتنبؤ بمؤشرات القيمة المكتسبة باستخدام تقنيات الانحدار الخطي المتعدد (MLR) والشبكات العصبونية الاصطناعية (ANN) وآلة متجه الداعم (SVM)، وان تفاصيل نتائج المقارنة معروضة في الجدول (30).

**جدول (30) نتائج مقارنة التقنيات الثلاثة MLR و ANN و SVM**

نموذج مؤشر أداء الجدولة				
Model SPI				
R <sup>2</sup> (%)	R (%)	MAPE (%)	AA (%)	Models
85.48	92.46	2.57	97.43	MLR
90.30	95.03	1.08	98.93	ANN
61.45	77.07	26.81	73.19	SVM
نموذج مؤشر أداء الكلفة				
Model CPI				
R <sup>2</sup> (%)	R (%)	MAPE (%)	AA (%)	Models
80.51	89.73	2.95	97.05	MLR
91.60	95.71	1.71	98.29	ANN
82.85	91.02	15.07	84.93	SVM
نموذج مؤشر الأداء الإجمالي				
Model CSI				
R <sup>2</sup> (%)	R (%)	MAPE (%)	AA (%)	Models
86.13	92.80	4.75	95.25	MLR
83.40	91.32	4.37	95.63	ANN
49.00	70.00	33.70	66.30	SVM

وفقاً لنتائج المقارنة بين التقنيات الثلاثة MLR و ANN و SVM، يمكن ملاحظة في الجدول (31) أن أفضل التقنيات المستخدمة للتنبؤ بمؤشرات القيمة المكتسبة بناءً على متوسط درجة الدقة (AA%) هي تقنية الشبكات العصبونية الاصطناعية، إذ كانت درجة الدقة لمؤشر الجدولة ومؤشر الكلفة ومؤشر الأداء الإجمالي.

**جدول (31) نتائج أفضل تقنية مستخدمة لاشتقاق معادلة النماذج وفقاً ل-AA%**

ت	النماذج	مقارنة النتائج بالاستناد الى			التقنية الافضل
		AA (%)			
		MLR	ANN	SVM	
1	مؤشر أداء الجدولة SPI	97.43	98.93	73.19	ANN
2	مؤشر أداء الجدولة CPI	97.05	98.29	84.93	ANN
3	مؤشر الأداء الإجمالي CSI	95.25	95.63	66.30	ANN

### 5. الاستنتاجات

في هذه الدراسة، تم تطوير تسعة نماذج للتنبؤ الذكي باستخدام ثلاث تقنيات وهي الشبكات العصبونية الاصطناعية (Artificial Neural Networks Models (ANNM)) ومتجه الاشعاع الالي (Support Vector Machines Models (SVMM)) والانحدار الخطي المتعدد (Multiple Linear Regression Models (MLRM))، للتنبؤ بمؤشرات القيمة المكتسبة الثلاثة وهي مؤشر أداء الجدولة (SPI) ومؤشر أداء الكلفة (CPI) ومؤشر الأداء الإجمالي للمشروع (CSI) في المرحلة المبكرة من دورة حياة مشاريع محطات معالجة مياه الصرف الصحي في جمهورية العراق. بينت نتائج المقارنة بين التقنيات الثلاثة MLR و ANN و SVM، أن أفضل التقنيات المستخدمة للتنبؤ بمؤشرات القيمة المكتسبة الثلاثة بناءً على متوسط درجة الدقة (AA%) هي تقنية الشبكات العصبونية الاصطناعية، إذ كانت درجة الدقة لمؤشر الجدولة (98.93%) ومؤشر الكلفة (98.29%) ومؤشر الأداء الإجمالي (95.63%).

### الشكر والتقدير

يقدم الباحثون بالشكر والتقدير لجامعة النهريين في العراق وجامعة العلوم والتكنولوجيا في السودان لدعمهم وتعاونهم مع الباحثون.

### تضارب المنفعة

المؤلفون ليس لديهم أي تضارب في المنفعة فيما يتعلق بمحتوى هذه المقالة.

- (1) الزويني، فائق محمد سرحان، الجنابي، ابراهيم عبد الله عيدان، " تكنولوجيا المعلومات في ادارة المشاريع الانشائية"، دار غيداء للنشر والتوزيع، عمان، 2016.
- 2) M.S.K. Al-Marsomi, F.M.S. Al-Zwainy. "Assessing obstacles in construction-phases for regional development programs RDPs". *Asian J. Civ. Eng.* (2023). <https://doi.org/10.1007/s42107-023-00723-0>
  - 3) N. Ahuja, "Project Management: Techniques in Planning and Controlling Construction Projects", John Wiley & Sons, Inc., New York, 1984.
  - 4) F. Al-zwainy, J. Al-somaydaii. "Statistical Evaluation of Value Engineering Criteria's in Building Projects". *Iraqi Journal Civil Engineering*. Vol. 11, No. 3, p. 1–14, 2017.
  - 5) F. Al-Zwainy, I. A. Mohammed, I. F. Varouqa, "Diagnosing the causes of failure in the construction sector using root cause analysis technique", *Journal of Engineering*, Vol. 2018 |Article ID 1804053 | <https://doi.org/10.1155/2018/1804053>.
  - 6) F. M. Al-Zwainy, R. A. Mezher, "Diagnose the Causes of Cost Deviation in Highway Construction Projects by Using Root Cause Analysis Techniques". *Arabian Journal for Science and Engineering*. Vol. 43, No. 4, 2001.
  - 7) S. Hadi Raheem, F. Al-Zwainy, "Innovation of Analytical Software for Financing Construction Projects: Infrastructure Projects in Iraq as a Case Study", *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, Vol.978, p.012015, 2020.
  - 8) F. M. AL-Zwainy, "Performance assessment of BIM managers using Multi-Source feedback method - A pilot study". *ARNP Journal of Engineering and Applied Sciences*. Vol. 13, No. 22, p. 8880-8888, 2018.
  - 9) M. Salim Al-Marsomi, F. Al-Zwainy, "Structural Equation Modeling of Critical Success Factors in the Programs of Development Regional", *Journal of Project Management*, Vol.8, No.2, p.119-132, 2023.
  - 10) F. M. S. Al-Zwainy and T. H. Neran, "Application Artificial Forecasting Techniques in Cost Management (review)" *Journal of Engineering*, Vol. 22, No. 8, pp. 1-15, 2016.
  - 11) A. A. Hameed and F. M.S. AL-Zwainy, "Statistical Evaluation of the Planning Process and Scheduling Management for Irrigation and Drainage Projects in the Republic of Iraq", *Journal of Planner and development*, Vol. 27, No. 2, p.19-47, 2022.
  - 12) N. S. Juwaied and F. Mohammed Sarhan Al-Zwainy, "Pile design using Multiple Linear Regression model", *ARNP Journal of Engineering and Applied Sciences*, Vol.12, No. 15, p. 4518-4525, 2017.
  - 13) A. S. Hashem, F. M. Sarhan Al-Zwainy, "Factors Affecting in Estimation of Durations and Costs for Oil Projects: A Systematic Literature Review", *Mathematical Statistician and Engineering Applications*, Vol.71, No. 4, p. 3354-3367, 2022.
  - 14) H. Abbas A., F. M. S. Al-Zwainy, "Development of Duration Estimation Model for Irrigation and Drainage Projects Using Neural Network", *NeuroQuantology*, Vol.20, No.6, p. 3041-3053, 2022.
  - 15) J. Awad AL-Somaydaii and H. S.M. Aljumaily F. M.S. AL-Zwainy, "Utilization Multifactor Linear Regression Technique for Prediction the Earned Value in Bridges Projects", Vol.13, No. 7, p. 1676-1682, 2018.
  - 16) F. M. S. Al-Zwainy, R. I. Zaki, A. M. Al-saadi, H. F Ibraheem, "Validity of artificial neural modeling to estimate time-dependent deflection of reinforced concrete beams", *Cogent Engineering*, Vol.5, No.1, p. 1477485, 2018.
  - 17) S. K. Zamim, N. S. Faraj, I. A. Aidan, F. M. S. Al-Zwainy, M. A. Abdul Qader, and I. A. Mohammed, "Prediction of dust storms in construction projects using intelligent artificial neural network technology" *Period. Eng. Nat. Sci.*, 2019, doi: 10.21533/pen.v7i4.857
  - 18) F. Kh. Jaber, N. A. Jasim, F. M. S. Al-Zwainy, "Forecasting techniques in Construction industry: Earned value indicators and performance models" *Scientific Review – Engineering and Environmental Sciences*, vol. 19, no. 2, 2020.
  - 19) F. Al-Zwainy, "The Use of Artificial Neural Network for Estimating Total Cost of Highway Construction Projects", a thesis submitted to the Civil Engineering Department, College of Engineering, Baghdad University, Ph.D. 2009.
  - 20) F. M. AL-Zwainy, F. Kh. JABER, A. M. TUFIQ, "Statistical Evaluation for Communication Management in Iraqi Consultant Bureaus". *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*. Vol. 13, No. 7, 2017, p. 593-605.
  - 21) K. Gopalakrishnan., and S. Kim, "Support Vector Machines Approach to HMA Stiffness Prediction", *Journal of Engineering Mechanics*, Vol. 137, No.2, p.138-46, 2011.
  - 22) F. Kh Jaber, F. M. S. Al-Zwainy, S. W Hachem, "Optimizing of predictive performance for construction projects utilizing support vector machine technique", *Cogent Engineering*, Vol.6, No.1, p. 1685860, 2019.