

## Forecasting the Final Cost of Infrastructure Projects in Syria Using Earned Value Management and Artificial Intelligence

Dr. Bassam Hassan<sup>\*</sup>  
Dr. Samah Makkieh<sup>\*\*</sup>  
Nver Titizian<sup>\*\*\*</sup>

(Received 8 / 8 / 2019. Accepted 22 / 1 / 2020)

### □ ABSTRACT □

Syrian construction projects performance generally suffer from failure in term of cost factor. Monitoring and controlling processes under Earned value management methodology (EVM) are insufficient, especially within reconstruction phase; cause, the complex work environment makes the prediction process based on EVM inaccurate. So this search aimed to improve EVM performance in forecasting final cost of Infrastructure projects using artificial neural networks.

Lattakia Ariha highway project was chosen as a case study. The three basic value of EVM were used to obtain parameters which were chosen as inputs to the final cost forecasting network. Then the network was trained on several structures. The structure that corresponding to the smallest error was chosen as the best predictive structure.

The training phase showed that the structure consisting of 8 inputs, one hidden layer with 9 nodes represents the optimal final cost forecasting network. Finally, the best structure was tested on 15 samples randomly excluded from corresponding training sets. The test results showed the accuracy of neural networks in prediction.

**Keywords:** Earned value management, cost forecasting, Infrastructure projects, ANN.

---

<sup>\*</sup> Professor, Construction Engineering And Management Department, Faculty of civil Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria, [bassamhassan@tishreen.edu.sy](mailto:bassamhassan@tishreen.edu.sy).

<sup>\*\*</sup> Assistant Professor, Construction Engineering And Management Department, Faculty of civil Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria, [S.makkieh@tishreen.edu.sy](mailto:S.makkieh@tishreen.edu.sy).

<sup>\*\*\*</sup> Postgraduate Student, Construction Engineering And Management Department, Faculty of civil Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria, [nver.titizian@tishreen.edu.sy](mailto:nver.titizian@tishreen.edu.sy)

## التنبؤ بالتكلفة النهائية لمشاريع البنى التحتية في سوريا باستخدام إدارة القيمة المكتسبة والذكاء الصناعي

د. بسام حسن \*

د. سماح مكية \*\*

نفير تيزيان \*\*\*

(تاريخ الإيداع 8 / 8 / 2019. قُبِلَ للنشر في 22 / 1 / 2020)

### □ ملخص □

تعاني مشاريع التشييد السورية بشكل عام من قصور في أدائها من حيث اتمام الأعمال المتضمنة في المشروع ضمن حدود الكلفة المخططة لها. ولم تعد المتابعة وفق منهجية ادارة القيمة المكتسبة (EVM) كافية خاصة ضمن مرحلة اعادة الاعمار. لأن بيئة الأعمال المعقدة تجعل عملية التنبؤ استنادا الى الـ EVM غير دقيقة، لذا هدف هذا البحث الى تحسين أداء الـ EVM في التنبؤ بالتكلفة النهائية لمشاريع البنى التحتية باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية. تم اختيار مشروع أوتوستراد اللاذقية أريحا كحالة دراسية. وتم الاعتماد على القيم الأساسية الثلاث للـ EVM للوصول الى البارامترات المختارة كمدخلات لشبكة التنبؤ بالتكلفة النهائية. ثم تم تدريب الشبكة العصبية على عدة تصاميم معمارية و اختيار التصميم الموافق للخطأ الأصغري كأفضل هيكلية في التنبؤ. أظهرت مرحلة التدريب أن حالة معمارية الشبكة المؤلفة من 8 مدخلات وطبقة خفية واحدة البالغ عدد عقدها 9، تمثل الشبكة المثلى للتنبؤ بالتكلفة النهائية. وأخيرا تم اختبار الشبكة المثلى على خمسة عشر عينة تم استبعادها عشوائيا من مجموعة التدريب المقابلة لها. وأظهرت نتائج الاختبار قدرة الشبكات العصبية على التنبؤ.

**الكلمات المفتاحية:** ادارة القيمة المكتسبة، التنبؤ بالكلفة، مشاريع البنى التحتية، الشبكات العصبية الاصطناعية.

أستاذ \_ قسم هندسة وإدارة التشييد\_ كلية الهندسة المدنية\_ جامعة تشرين\_ اللاذقية \_ سورية.  
[bassamhassan@tishreen.edu.sy](mailto:bassamhassan@tishreen.edu.sy)

\*\*مدرسة \_ قسم هندسة وإدارة التشييد\_ كلية الهندسة المدنية\_ جامعة تشرين\_ اللاذقية \_ سورية.  
[S.makkieh@tishreen.edu.sy](mailto:S.makkieh@tishreen.edu.sy)

\*\*\*طالبة ماجستير \_ قسم هندسة وإدارة التشييد\_ كلية الهندسة المدنية\_ جامعة تشرين\_ اللاذقية \_ سورية.  
[nver.titizian@tishreen.edu.sy](mailto:nver.titizian@tishreen.edu.sy)

**مقدمة:**

تمتاز صناعة البناء في العصر الحديث بالتطور السريع. فبقاء الشركات وقدرتها على المحافظة على مكانتها في الأسواق التنافسية لم يعد مقتصرًا على تنفيذ المشاريع الصغيرة البسيطة ذات الطابع المتكرر، بل توجهها نحو تخطيط وتشييد المشاريع الانشائية الضخمة التي تتصف بالتعقيد و تنوع الأعمال المتضمنة و تعدد الأطراف المشاركة و طول مدة تنفيذها وبتكاليفها العالية مقارنة بالمشاريع الأخرى، لكن كثيرا ما تفشل الادارة التقليدية المتبعة اليوم بتسليم هذه النوعية من المشاريع المتسمة بالديناميكية ضمن حدود التكلفة المرصودة لها، الأمر الذي يستدعي الى توجه مدراء المشاريع نحو التجارب العالمية الحديثة وتبني بعضا من أساليبها الناجحة التي تسهل من عملية التخطيط ومتابعة المشاريع ولا سيما منهجية ادارة القيمة المكتسبة، كونها تساهم في مراقبة حالة المشروع المالية عبر تحليل مجموعة من المؤشرات ولا تتوقف على مبدأ التحليل هذا بل تؤكد على ضرورة الانتقال من التحليل الى الادارة من خلال التنبؤ بالأداء المستقبلي للمشروع استنادا على أدائه السابق واعطاء معلومات هامة تساعد مديري المشاريع على تقييم المخاطر المحتملة والتحكم فيها أثناء سير المشروع. ووفقا لهذه الأهمية وضع الباحثون عدة نماذج رياضية للتنبؤ بالتكلفة النهائية، تلقت هذه النماذج انتشارا واسعا وأجريت العديد من الدراسات عليها.

بحث [Buyse,P. and Vandebussche,T,2010] عن التأثير التي تضيفه منهجية ال EVM على تنفيذ عدة مشاريع مختارة من خلال اختبار مجموعة من الفرضيات المتعلقة بكل من استقرار مؤشر أداء الكلفة (Cost performance index(CPI)) ومؤشر أداء الجدول الزمني مقاسا بوحدات نقدية (Schedule performance index(SPI)) ومؤشر أداء الجدول الزمني مقاسا بوحدات زمنية ((Schedule performance index (SPI(t))) وطرق التنبؤ بالكلفة وإعادة الجدولة وتأثير خصائص المشروع على دقة التنبؤات وتوصل الى استقرار مؤشر ال ((SPI, SPI(t)) بعد انجاز 20% من المشروع وكانت طريقة التنبؤ بالكلفة التي يحدد فيها عامل الأداء من خلال ال CPI تعطي أفضل التنبؤات أما إعادة الجدولة فكانت مفيدة جدا في المشاريع التي يصعب فيها تحديد الطريقة المناسبة للتنبؤ وكان لطول المشروع التأثير الإيجابي على استقرار مؤشر ال CPI.

قام [Candido,L. and Barros, J, 2014] بإجراء دراسة على مشروع تشييد برج تجاري استخدم فيها ال EVM كأداة للتخطيط والرقابة بهدف استكشاف مشاكل ال EVM وصعوبات تنفيذها وذلك بعد نقدها مؤخرا مقابل التشييد الخالي من الهدر وتمكن من اثبات ضعف المراحل المبكرة من العمل بالتنبؤ الدقيق بالتكلفة النهائية للمشروع وضعف مؤشرات ال EVM اذ انها لا تعطي فكرة عن جودة العمليات على عكس التشييد الخالي من الهدر وبالتالي التشجيع بإجراء المزيد من الأبحاث في هذه المجالات.

قدم [Cheng,M. Peng,H. Wu, Y. and Chen,T,2010] نموذجا للتنبؤ بالتكلفة النهائية المتوقعة Estimate at completion (EAC) باستخدام Evolutionary Support Vector Machine Inference Model (ESIM) من خلال دمج نهجين من الذكاء الاصطناعي & Fast messy Genetic Algorithm (FMGA) Support Vector Machine (SVM) لمساعدة مدراء المشاريع على التحكم الفعال في تكاليف المشروع واتخاذ التدابير الحاسمة المناسبة لمعالجة المشاكل المحتملة. كانت البارامترات المعتمدة كمدخلات لنموذجه كالتالي: (construction progress percentage, ACpercentage, EVpercentage, CPI, SPI, subcontractor billed index, owner billed index, change order index, CCI, climate effect index).

عن 13 مشروع استخدم 11 منها للتدريب و 2 للاختبار ثم قارن بين قيم التنبؤ التي حصل عليها من نموذج

الـ ESIM مقابل قيم التنبؤ المشتقة من المعادلات الرياضية الثمانية لـ EVM واستطاع أن يثبت تفوق نموذج على هذه المعادلات في التنبؤ.

اتخذ [Mohamad,H. Mosavi, M. and Shahanaghi, k, 2016] مخطط الـ PV للتنبؤ بمخطط الـ EV بواسطة ثلاث طرق وهي: (Parallel structure based Fuzzy System (PSFS)، استخدم فيها نظاما ضبابيا من نوع (ANFIS)، و الشبكات العصبية من نوع الأساس الدائري (RBFNN) والشبكات العصبية من نوع المتكرر (RNN) واستنتج أن الشبكات العصبية من نوع الأساس الدائري (RBFNN) أعطت أفضل التنبؤات بنسبة خطأ قدرت بـ (RMS=0.11%)

استخدم [Iranmanesh,S. and Zarzadeh, M, 2008] أساليب الذكاء الصناعي من أجل زيادة دقة التنبؤ في التكلفة الفعلية للعمل المنجز (ACWP)، جمع بيانات عن 100 مشروع وصمم شبكة عصبية مؤلفة من خمس مدخلات تمثل قيم BCWS في خمس فترات زمنية (20%,40%,60%,80%,100%) وطبقة خفية واحدة وخمس مخرجات تمثل قيم ACWP في فترات زمنية متشابهة. اختبر أداء الشبكة على مشروعين اختارهما بطريقة عشوائية وبينت دراسته وجود علاقة قوية بين التكاليف المتوقعة والتكاليف الفعلية مؤكدا قدرة منهج الـ ANN في التنبؤ لمشاريع أخرى.

استخدم [Akhbari,M,2018] محاكاة مونتني كارلو لمعرفة سلوك المشروع من البداية الى النهاية، اعتبر مدة كل نشاط متغيرا عشوائيا له توزيعا طبيعيا وأن كلفة كل نشاط يعتمد بشكل خطي على زمن النشاط، وضع المخطط الشبكي للمشروع البسيط وحصل على قيم الـ PV لكل وحدة زمنية. ثم من أجل كل لحظة زمنية قام بمحاكاة 10000 دورة في برنامج Crystal Ball وحصل على 10000 قيم مختلفة للتكلفة الفعلية (AC) والقيمة المكتسبة (EV) ونسبة تقدم المشروع (X%) وحدد الزمن الفعلي (AT) والتكلفة الفعلية (AC) في كل دورة محاكاة عند نسبة الإنجاز 50%، وأخيرا استخدم الشبكات العصبية (ANN) من أجل التنبؤ بزمن وتكلفة انتهاء المشروع من خلال معرفة زمن وتكلفة المشروع عند نسبة التقدم 50%.

بالرغم من استخدام منهجية الـ EVM في المشاريع الهندسية واعتماد العديد من الشركات عليها في تقييم أداء مشاريعها إلا أن مساهمتها في الإدارة الاستباقية من خلال التنبؤ بالمستقبل ضعيفة ويعود ذلك الى بيئة الأعمال المعقدة التي تجعل عملية التنبؤ باستخدام الـ EVM غير دقيقة وخصوصا في المراحل المبكرة من المشروع، ومن هذا المنطلق نبعت مشكلة البحث في العمل على تحسين الأداء التنبؤي للـ EVM بتوظيف أحدث أحدث التقنيات المعروفة عالميا في دقة تنبؤها وسرعتها لبلوغ الهدف ومنها الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN).

### أهمية البحث وأهدافه:

تأتي أهمية البحث من ضرورة تشييد المشاريع في سوريا خلال مرحلة الاعمار ضمن قيود اقتصادية محددة وهذا لا يتحقق الا باستخدام نظام متابعة متطور يلبي متطلبات أهداف التشييد ويسيطر على المخاطر المحتملة.

ويعتبر هذا البحث من البحوث القليلة الذي يتناول موضوع القيمة المكتسبة في متابعة مشاريع التشييد السورية. ويهدف الى تحسين التنبؤ بأداء الكلفة لمشاريع البنى التحتية السورية ولتحقيقه لابد من تحقيق الأهداف الفرعية التالية:

1. دراسة وتقييم مؤشرات أداء أحد مشاريع التشييد السورية (CPI,SPI,SPI<sub>t</sub>) اعتمادا على المتغيرات الأساسية الثلاث للقيمة المكتسبة (PV,EV,AC) كتطبيق حقيقي لتأكيد مزايا الـ EVM في استخراج معلومات اضافية من البيانات حول الحالة وأداء جدول أعمال المشروع.

2. التنبؤ بمؤشرات القيمة المكتسبة على طول مرحلة تنفيذ المشروع " مؤشر الحالة المالية للمشروع" من خلال توطين واستخدام أحد أساليب الذكاء الاصطناعي ضمن الواقع السوري.

### طرائق البحث ومواده:

#### منهجية ادارة القيمة المكتسبة.

تعتبر ادارة القيمة المكتسبة أحد أهم المنهجيات المستخدمة في مراقبة المشروع والتحكم فيه، اذ تعطي تصورا واضحا عن حالة المشروع المالية طوال دورة حياته وبالتالي استنتاج الانحرافات الايجابية أو السلبية لأهداف المشروع مقارنة بالخطة الأساسية الموضوعة مسبقا قبل التنفيذ من أجل تنبيه المدراء بالمخاطر المحتملة على مشاريعهم ليتخذوا الاجراءات التصحيحية اللازمة في أبكر وقت ممكن.

يعرف معهد ادارة المشاريع [Project Management Institute (PMI),2008] ادارة القيمة المكتسبة بأنها المنهجية التي تربط بين نطاق المشروع وجدوله الزمني وتكاليفه لتقييم أداء المشروع وتقديمه.

#### المتغيرات الأساسية الثلاث القائمة عليها منهجية القيمة المكتسبة:

تستند منهجية القيمة المكتسبة على ثلاث مصطلحات أساسية يتم قياسها أثناء تخطيط ومتابعة تنفيذ المشروع [Shaban, M.H, 2012] وهي.

1. Planned Value (PV): كلفة العمل المجدول من الموازنة أو القيمة المخططة ويمكن حسابها في أي لحظة زمنية خلال تنفيذ المشروع وحتى تاريخ معين (قيمة تجميعية) وتحسب وفق المعادلة التالية:

القيمة المخططة = الميزانية التخطيطية عند الانتهاء \* نسبة الانجاز التخطيطية

$$BCWS = PV = BAC * PC(planned) \quad (1)$$

2. Earned Value (EV): كلفة العمل المنجز من الموازنة أو القيمة المكتسبة وتعتمد على الخطة الأساسية من جهة وعلى متابعة تنفيذ المشروع وتسجيل بيانات فعلية من جهة أخرى وخاصة فيما يتعلق بنسب الانجاز وتحسب هذه القيمة كما يلي:

القيمة المكتسبة = الميزانية التخطيطية عند الانتهاء \* نسبة الانجاز الفعلية

$$BCWP = EV = BAC * PC(actual) \quad (2)$$

3. Actual Cost (AC): الكلفة الفعلية للعمل المنجز وهي الكلفة المتحققة لقاء تنفيذ العمل الذي أنجز فعلا خلال وقت محدد ويتم تحديد هذه الكلفة بجمع النفقات المترتبة عن الأعمال المنجزة في فترة زمنية محددة.

#### جمع بيانات عن مشروع حالة دراسية.

تم اختيار مشروع انشاء الطريق السريع بين اللاذقية وأريحا كحالة دراسية في هذا البحث كونه من المشاريع الضخمة التي تمت دراسة جدولته الزمني وميزانيته التخطيطية ومن ثم متابعة تنفيذه بطريقة احترافية مؤتمتة مستخدمة برامج حاسوبية منقورة من قبل الجهة المنفذة شركة عبد المحسن الخرافي والجهة الاستشارية شركة الاتحاد الهندسي (خطيب وعلمي). يبلغ الطول الاجمالي للمشروع حوالي 98 كم، الأعمال المتضمنة فيه موزعة على عقد أساسي وثلاثة ملاحق عقد ومقسمة جغرافيا الى أربعة أقسام رئيسية قسمين في محافظة اللاذقية وآخرين في محافظة ادلب، المدة الزمنية اللازمة للمشروع تبعا للعقد الأساسي وملاحقة محددة بـ 118 شهرا أما التكلفة الاجمالية مقدرة بـ 14 مليار و 500 مليون.

استخدمت الجهة المنفذة برنامج الـ Primavera لوضع الهيكل التفصيلي لأنشطة المشروع المختلفة ومن ثم جدولتها وتوزيع المسؤوليات والموارد اللازمة من أجل تحديد الموازنة الرسمية الأولية للمشروع عبر مراحله المختلفة ومن ثم البدء بتنفيذ المشروع واعداد تقارير عن تقدم سير العمل للمشروع.

تم الحصول على القيم الأساسية الثلاث (PV, EV, AC) لمنهجية الـ EVM من التقارير الشهرية المتوفرة لدى الجهة المالكة وزارة المواصلات السورية، والبالغ عددها 121 تقريراً ابتداءً من 1/9/2001 ولغاية 30/9/2011. يبين الجدول (1) طريقة استخراج قيم (PV, EV) من التقرير الشهري رقم 30 لغاية 29 شباط (2004).

الجدول (1): قيم (PV, EV) لغاية 29 شباط 2004.

بند رقم	وصف البند	قيمة العقد (ل.س.) (a)	القيمة الاجمالية المنجزة (ل.س.) (b)	النسبة الفعلية المنجزة (c=(b/a)*100)	القيمة (ل.س.) حسب البرنامج حتى تاريخ 29/2/2004 (d)	النسبة حسب البرنامج حتى تاريخ 29/2/2004 (e=(d/a)*100)
1	الأعمال الترابية	2,049,319,900	1,102,311,167	53.79%	1,393,537,532	68.00%
2	أعمال طبقات الأساس وما تحت الأساس	956,228,000	26,427,960	2.76%	451,817,730	47.25%
3	أعمال طبقات الرصف العليا البيتومينية	335,115,000	222,000	0.07%	125,668,125	37.50%
4	أعمال الانشاءات	3,989,762,200	879,346,300	22.04%	2,054,727,534	51.50%
5	أعمال متفرقة + احتياطي + احضارات	1,469,574,900	211,972,808	14.42%	1,344,661,034	91.50%
	المجموع	8,800,000,000	2,220,280,234	25.23%	5,370,411,955	61.03%

PC(planned)

PV=PC(planned)\*BAC

PC(actual)

EV=PC(actual)\*BAC

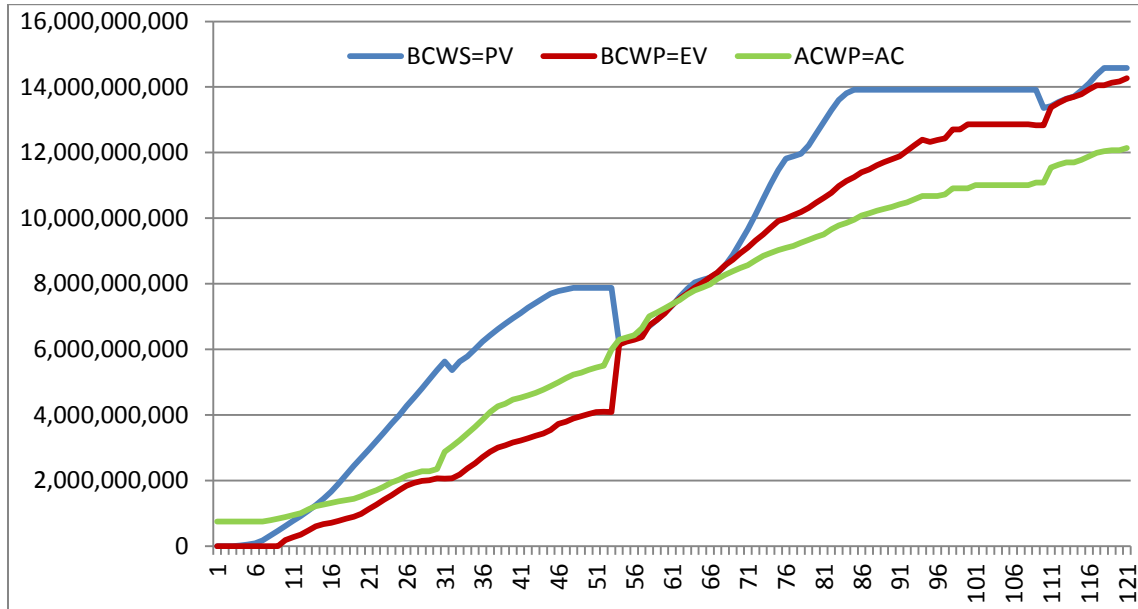
BAC

يبين الجدول (2) طريقة استخراج القيمة (AC) من التقرير الشهري رقم 30 لغاية 29 شباط (2004).

الجدول: (2) قيمة (AC) لغاية 29 شباط 2004.

ملاحظات	النسبة المئوية للكشوف	التكلفة الفعلية	القيمة الصافية للكشوف (ل.س)	التوقيفات بنسبة 5%	استرداد السلفة بنسبة 10%	قيمة الكشوف (ل.س)	الكشف لغاية	رقم كشف
سلفة	10.00%	748,000,000	880,000,000	-	-	880,000,000	16/08/2001	-
	10.56%	789,919,414	49,316,958	2,900,998	5,801,995	58,019,950	25/04/2002	1
	11.19%	837,248,290	55,681,031	3,275,355	6,550,710	65,507,095	31/05/2002	2
	11.84%	885,316,330	56,550,636	3,326,508	6,653,016	66,530,160	30/06/2002	3
	12.66%	946,886,372	72,435,343	4,260,903	8,521,805	85,218,050	31/07/2002	4
	13.44%	1,004,950,442	68,310,671	4,018,275	8,036,550	80,365,495	31/08/2002	5
	-	-	-	-	-	-	-	-
	-	-	-	-	-	-	-	-
	29.68%	2,220,358,315	81,004,485	4,764,970	9,529,939	95,299,394	30/11/2003	20
	30.48%	2,279,851,557	69,992,049	4,117,179	8,234,359	82,343,587	31/12/2003	21
	31.45%	2,352,152,467	85,059,894	5,003,523	10,007,046	100,070,464	29/02/2004	22

وبنفس الطريقة تم استخراج قيم (PV, EV, AC) من جميع التقارير المستخرجة من برنامج Primavera. ويبين الشكل (1) هذه القيم على طول امتداد المشروع.



الشكل: (1) قيم (PV, EV, AC) طوال فترة تنفيذ المشروع (حالة دراسية).

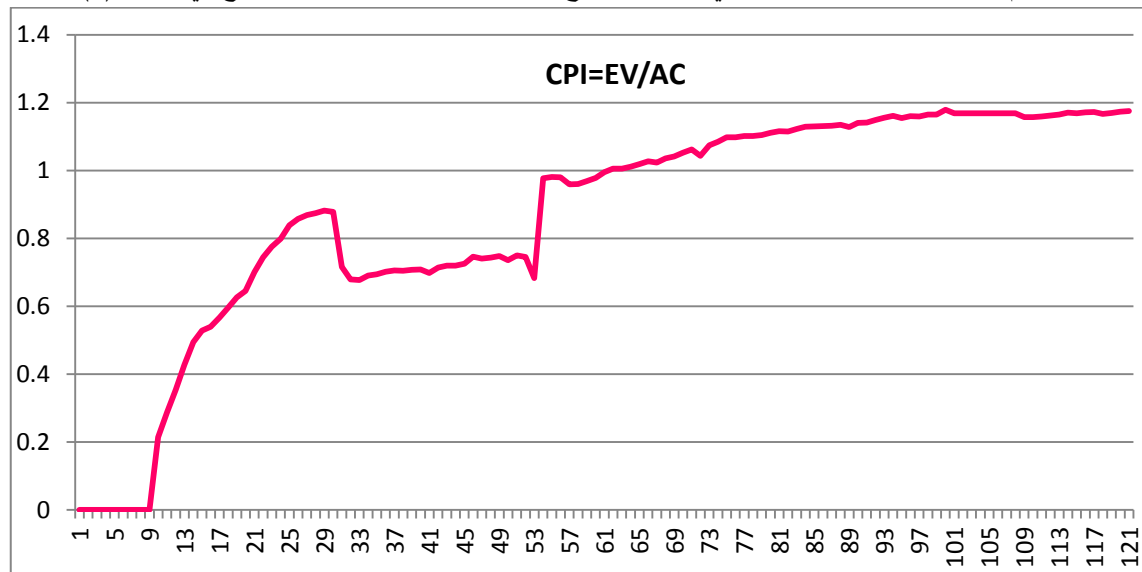
تم تقييم الأداء المالي للمشروع لغاية 29 شباط 2004 من خلال حساب قيمة المؤشر (CPI) كما هو مبين في الجدول (3).

الجدول (3): مؤشر الأداء المالي للمشروع لغاية 29 شباط 2004.

AT(MONTH)	CPI=EV/AC
12	0.354
13	0.427
14	0.495
15	0.529
16	0.540
17	0.567
18	0.596
19	0.626
20	0.645
21	0.701
22	0.744
23	0.776
24	0.799
25	0.839
26	0.857
27	0.869
28	0.874
29	0.883
30	0.879

إذا كانت قيمة الـ  $CPI < 1$  هذا يدل على أن الكلفة الفعلية للعمل المنجز قد تجاوزت كلفة العمل المنجز من الموازنة. وفي حالتنا  $CPI = 0.879 < 1$  أي لدينا زيادة عن التكلفة المخططة.

وبنفس الطريقة تم حساب قيمة مؤشر الأداء المالي (CPI) للمشروع على طول فترة تنفيذه كما هو موضح في الشكل (2).



الشكل (2): مؤشر الأداء المالي (CPI) طوال فترة تنفيذ المشروع.



## معادلات القيمة المكتسبة في التنبؤ بالتكلفة النهائية للمشروع.

تملك منهجية الـ EVM ثمانية معادلات للتنبؤ بالتكلفة النهائية للمشروع، تختلف عن بعضها البعض بمعامل الأداء المستخدم ويبين الجدول (4) المعادلات الثمانية المختلفة للتنبؤ بالتكلفة النهائية للمشروع [Buyse,P. and Vandebussche,2010].

الجدول: (4) المعادلات الثمانية المختلفة للتنبؤ بالتكلفة النهائية للمشروع.

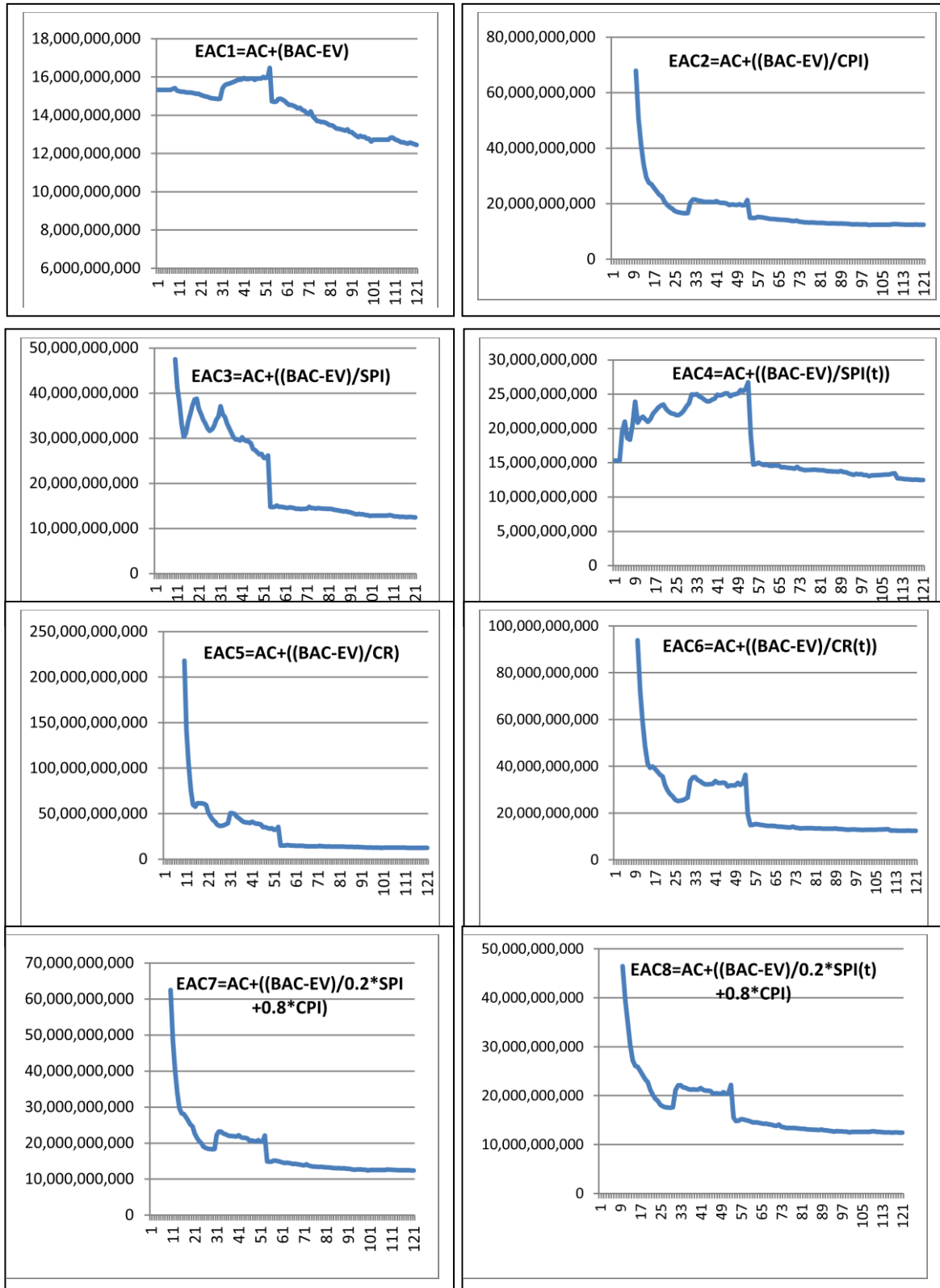
$EAC_1 = AC + (BAC - EV)$	$EAC_5 = AC + \frac{BAC - EV}{CR}$
$EAC_2 = AC + \frac{BAC - EV}{CPI}$	$EAC_6 = AC + \frac{BAC - EV}{CR(t)}$
$EAC_3 = AC + \frac{BAC - EV}{SPI}$	$EAC_7 = AC + \frac{BAC - EV}{0.2 * SPI + 0.8 * CPI}$
$EAC_4 = AC + \frac{BAC - EV}{SPI(t)}$	$EAC_8 = AC + \frac{BAC - EV}{0.2 * SPI(t) + 0.8 * CPI}$

تم التنبؤ بالتكلفة النهائية المتوقعة للمشروع في نهاية شباط 2004 باستخدام المعادلات المبين أعلاه وتم الحصول على النتائج الموضحة في الجدول (5).

الجدول (5): نتائج التنبؤ بالتكلفة النهائية للمشروع في نهاية شباط 2004.

Cost forecasting methods	EAC1	EAC2	EAC3	EAC4	EAC5	EAC6	EAC7	EAC8
Month NO:30	14مليار	16مليار	34مليار	23مليار	39مليار	26مليار	18مليار	17مليار
دقة التنبؤ %	82%	73%	35%	51%	31%	46%	66%	69%

وينفس الأسلوب تم التنبؤ شهريا بالتكلفة النهائية للمشروع وتم الحصول على النتائج الموضحة في الشكل (3).



الشكل (3): نتائج التنبؤ بالتكلفة النهائية للمشروع وفق معادلات الـ (EVM).

درس [Buyse, P. and Vandebussche, 2010] فرضية اختلاف دقة التنبؤ بين المعادلات الثمانية واقترح ترتيباً لدقة تنبؤ المعادلات بالتكلفة النهائية المتوقعة في كل مشروع تراوح من 1 إلى 8 (1 لأفضل طريقة في التنبؤ و8 لأسوأ طريقة في التنبؤ). وتوصل الى أن المعادلة EAC8 أدق معادلة في التنبؤ بالتكلفة النهائية المتوقعة من أجل المشاريع الخمسة نلها المعادلة EAC7 ولخص نتائجها في الجدول (6). وعند استخدام المنهجية السابقة في هذه الدراسة تبين أن المعادلة EAC2 أدق معادلة في التنبؤ بالتكلفة النهائية المتوقعة لمشروع أوتستراد اللاذقية أريحا كما هو موضح في الجدول (7). إلا أنه لا توجد معادلة واحدة في منهجية الـ EVM تتنبأ بـ EAC على مستوى عال من الدقة باستمرار، حيث تتغير نتائج التنبؤ مع الاختلاف في تفاصيل المشروع (نوع المشروع وحجمه، تضاريس موقع العمل، صيغة العقد، التمويل، درجة التعقيد، توفر المواد، تكنولوجيا التنفيذ ونسبة التنفيذ) ومن هذا المنطلق تم الاستعانة بالذكاء الصناعي. وسوف نتعمد في دراستنا المعادلة EAC2 بالمقارنة مع نتائج الذكاء الصناعي باعتبارها الأفضل ضمن حالتنا الدراسية.

الجدول (6) ترتيب دقة المعادلات الثمانية في التنبؤ (Buyse, P. and Vandebussche, 2010).

Cost forecasting formulas	EAC1	EAC2	EAC3	EAC4	EAC5	EAC6	EAC7	EAC8
Average rank	4	3	5.6	6.4	5.6	6.4	2.6	2.4

الجدول (7) ترتيب دقة المعادلات الثمانية في التنبؤ (حالة دراسية).

Cost forecasting formulas	EAC1	EAC2	EAC3	EAC4	EAC5	EAC6	EAC7	EAC8
Average rank								
Lattakia Ariha highway	3.21	2.08	6.45	5.79	6.11	5.64	3.58	3.1

أفضل معادلة في التنبؤ بالتكلفة النهائية المتوقعة للمشروع

### الشبكات العصبية الاصطناعية.

اكتسبت الشبكات العصبية الاصطناعية مؤخرًا قبولا واسعا في حل المشكلات المعقدة في هندسة وإدارة البناء. حيث اتجهت العديد من الدراسات والأبحاث الى الاعتماد عليها كبديل لتقنيات النمذجة الكلاسيكية خاصة بالنسبة لمجموعة البيانات التي تتطوي على علاقة غير خطية [Abiodun, O.; Jantan, A.; Omolara, A.; Dada, K.; Mohamed, N.; Arshad, H., 2018]. إذ أنها تشكل الأساس لأدوات دعم القرار باستخدام خوارزمية التعلم المراقب من أجل اتخاذ القرار الأمثل وهو نشاط مهم في هندسة وإدارة البناء، وأشارت هذه الدراسات الى التطبيقات الناجحة للشبكات في كل من التنبؤ بتكاليف البناء وتقدير الجدول الزمني وتوقع الإنتاجية وتقييم المخاطر وتسوية المطالبات والمنازعات واتخاذ القرارات [Waziri, B.; and Bustan, S.; 2017]. ويتوقف أداء الشبكات على البيانات المختارة مما يدل على أهمية كمية وجودة البيانات في مرحلة التدريب.

تتكون الشبكات العصبية من طبقة دخل وطبقة خرج تتوضع بينهما طبقة واحدة أو أكثر من الطبقات المخفية تتألف كل منها من عدد من وحدات المعالجة ويختلف عدد الطبقات وعدد الوحدات من شبكة لأخرى باختلاف المشكلة المطروحة والموضوع قيد الدراسة.

### طبقة الدخل.

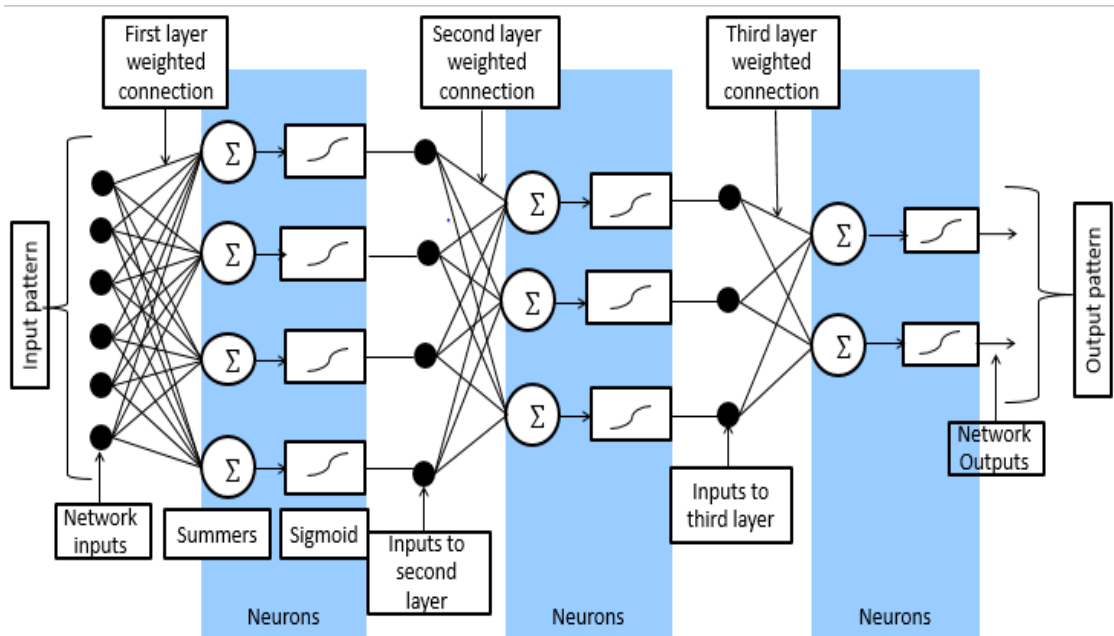
تتكون من مجموعة من الوحدات أو العصبونات تقوم باستقبال المعطيات من الوسط الخارجي وتوزيعها على وحدات الطبقة الخفية التي تليها عبر الوصلات البينية المرفقة بقيم عددية تدعى الأوزان الخاصة بكل وصلة بينية.

### الطبقات المخفية.

يقوم كل عصبون من عصبونات الطبقة الخفية بضرب كل قيمة دخل واردة من عصبونات الطبقة السابقة بأوزان الاتصال مع هذه العصبونات ومن ثم جمع نواتج الضرب جميعاً ثم اخضاع النتيجة لتابع تحويل ليقوم بمعالجتها واعطاء قيمة خرج وحيدة تنتقل الى كافة عصبونات الطبقة التي تلي طبقتها، (حيث أن كل عصبون يتلقى عدة قيم دخل) وبشكل مشابه تطبق العملية على كافة الطبقات الخفية الى أن تقوم كل وحدة من وحدات الطبقة الخفية التي تسبق طبقة الخرج بإرسال قيمها الى جميع وحدات طبقة الخرج.

### طبقة الخرج.

تقوم باستلام القيم المعدلة بواسطة أوزان الارتباطات بين الطبقة الخفية وطبقة الخرج، وبالتالي فإن كل وحدة خرج تعالج قيم كل وحدة من وحدات الطبقة الخفية بشكل مختلف، ومن ثم يطبق تابع التفعيل على هذه القيم للحصول على النتائج النهائية. ترتبط العصبونات أحيانا بدخل ثابت يدخل في كل عملية معالجة ولا علاقة له بمدخلات الشبكة يدعى الانحياز bias. يوضح الشكل (4) هيكلية الشبكة العصبية المتعددة الطبقات (Multilayer Neural Network structure) [Widrow,B;Greenblatt,A;Kim,Y;and Park,D,2013]



الشكل (4) بنية الشبكة العصبية المتعددة الطبقات [Widrow,B;Greenblatt,A;Kim,Y;and Park,D,2013].

**اختيار متغيرات الدخل:**

تم الاعتماد على القيم الأساسية الثلاث (PV, EV, AC) لدراسة وتحليل قيم الانحرافات ومؤشرات الأداء للمشروع ماليا أثناء متابعة تنفيذه، ومن أجل التنبؤ المستمر بالتكلفة النهائية للمشروع تم الاستناد على كل من: القيم الأساسية الثلاث وقيم مؤشرات الأداء المحسوبة والموازنة الكلية المخططة للمشروع. بناء على ما سبق تم اختيار جميع البارامترات الداخلة في تشكيل المعادلات الثمانية المختلفة كمدخلات للشبكة العصبية التي تنتبأ باستمرار بالتكلفة النهائية المتوقعة، كي لا يتأثر الخرج الناتج عن الشبكة ببارامترات معادلة ما دون الأخرى كالتالي:

1. الكلفة الفعلية للعمل المنجز (AC).
2. الموازنة الكلية المخططة للمشروع (BAC).
3. القيمة المكتسبة (EV).
4. مؤشر أداء الكلفة (CPI).
5. مؤشر أداء الجدولة الزمنية (SPI).
6. مؤشر أداء الجدولة مقاسا بوحدات زمنية ( $SPI_{(t)}$ ).
7. مؤشر الأداء الاجمالي للمشروع (الزمني + المالي) (CR).
8. مؤشر الأداء الاجمالي للمشروع مقاسا بوحدات زمنية ( $CR_{(t)}$ ).

**معالجة متغيرات الدخل والخرج:**

تعتبر عملية المعالجة المسبقة لمدخلات ومخرجات الشبكة من خلال التطبيع من المراحل المهمة أثناء تحضير البيانات، في هذه المرحلة تتم اعادة قياس قيم البيانات لكل متغير باستخدام تدرج معين بحيث يتم حصرها ضمن مجال محدد [0,1] أو [-1,1] بهدف تقليل انحياز الشبكة العصبية باتجاه متغير ما عن الآخر. كما تزودنا عملية التطبيع بمعرفة دقيقة عن معدل التعلم الذي يسرع عملية الوصول الى الخطأ الأصغري العام ويحسن أداء مرحلة لتدريب [Principe, J.C.; Euliano, N.R.; Lefebvre, W.C, 1999].

يوجد العديد من الطرق المتنوعة لتطبيع البيانات أشهرها Min-Max و Z\_ score و Decimal scaling [Saranya, C, and Manikandan, G, 2013].

تم إجراء عملية التطبيع في هذه الدراسة باستخدام طريقة Decimal scaling عن طريق ايجاد القيمة المطلقة للقيمة العليا للمتغير وحساب عدد الأرقام غير الكسرية فيه ومن ثم تطبيق المعادلة التالية لتحويل جميع الأرقام الى أعداد كسرية.

$$d' = \frac{d}{10^m} \quad (3)$$

حيث: m أصغر عدد صحيح بحيث  $\max |d'| < 1$

**تحديد مجموعة التدريب ومجموعة الاختبار:**

تقسم البيانات المتاحة الى مجموعتين، مجموعة تدريب ومجموعة اختبار. تستخدم مجموعة التدريب للوصول الى القيم المثلى لمصفوفة الأوزان التي ترافق قيمة الخطأ الأصغري، وكلما ازدادت عدد عينات التدريب ازدادت كفاءة الشبكة في التنبؤ، وبشكل عام يعتمد حجم مجموعة التدريب على طبيعة المشكلة المطروحة و مستوى الأداء المطلوب من الشبكة و نوعية المدخلات وهيكلية الشبكة. أشار [Toussaint, G.T.; Shape, P.M; 1974] أن كمية بيانات التدريب التي نحتاجها لنموذج جيد الأداء هي 10 \* عدد المتغيرات في النموذج، وفي معظم الدراسات تتراوح نسبة عينة التدريب من

70% الى 90% من اجمالي العينات المتوفرة. لذلك تم في هذا البحث استخدام عينة بيانات لـ 118 شهرا، تم تدريب الشبكة على 103 عينة منها في حين تم استبعاد 15 عينة أي حوالي 13% بشكل عشوائي لإجراء عملية اختبار الشبكة والتحقق من أدائها.

#### الأداة المستخدمة في البحث:

تم استخدام لغة الماتلاب في تصميم هيكلية الشبكة وبرمجة كل من خوارزمية التدريب المستخدمة في تحديد الأوزان المثلى وخوارزمية المسار الأمامي في مرحلة اختبار الشبكة.

#### تحديد البنية الهيكلية للشبكة العصبية:

طبقة الدخل وعدد عقدها:

تحتوي كل شبكة عصبية على طبقة دخل واحدة تكون عدد عقدها مساوية لعدد مدخلات الشبكة. وفي هذه الدراسة لدينا 8 مدخلات في طبقة الدخل وهي  $(AC, BAC, EV, CPI, SPI, SPI(t), CR, CR(t))$ .

طبقة الخرج وعدد عقدها:

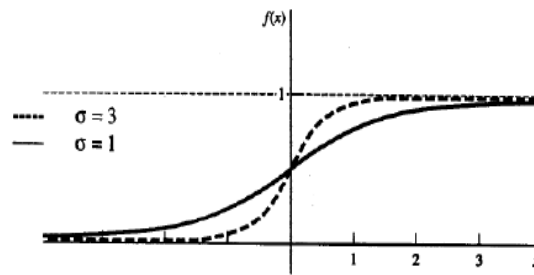
تحتوي كل شبكة عصبية على طبقة خرج واحدة تكون عدد عقدها مساوية لعدد النتائج المطلوبة من الشبكة. وفي هذه الدراسة لدينا عقدة واحدة تعطي النتيجة التي صممت لأجلها شبكة التنبؤ بالتكلفة النهائية EAC.

#### توابع التفعيل:

تم استخدام تابع التفعيل من النوع Sigmoid لضبط قيم الخرج لكل عقد من عقد الطبقة الخفية وقيمة الخرج لعقدة طبقة الخرج كونه من أكثر التوابع استخداما في الشبكات العصبية لامتلاكه مزايا خاصة، إذ أنه تابعا مستمرا وقابلا للاشتقاق ومشتقه سهل. تقع قيم هذا التابع ضمن المجال  $[0,1]$  ويعطى الشكل الرياضي له بالعلاقة التالية:

$$f(X) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4)$$

ويوضح الشكل (5) المنحني البياني لهذا التابع



الشكل (5): المنحني البياني لتابع الـ Sigmoid.

#### تحديد قيمة معدل التعلم:

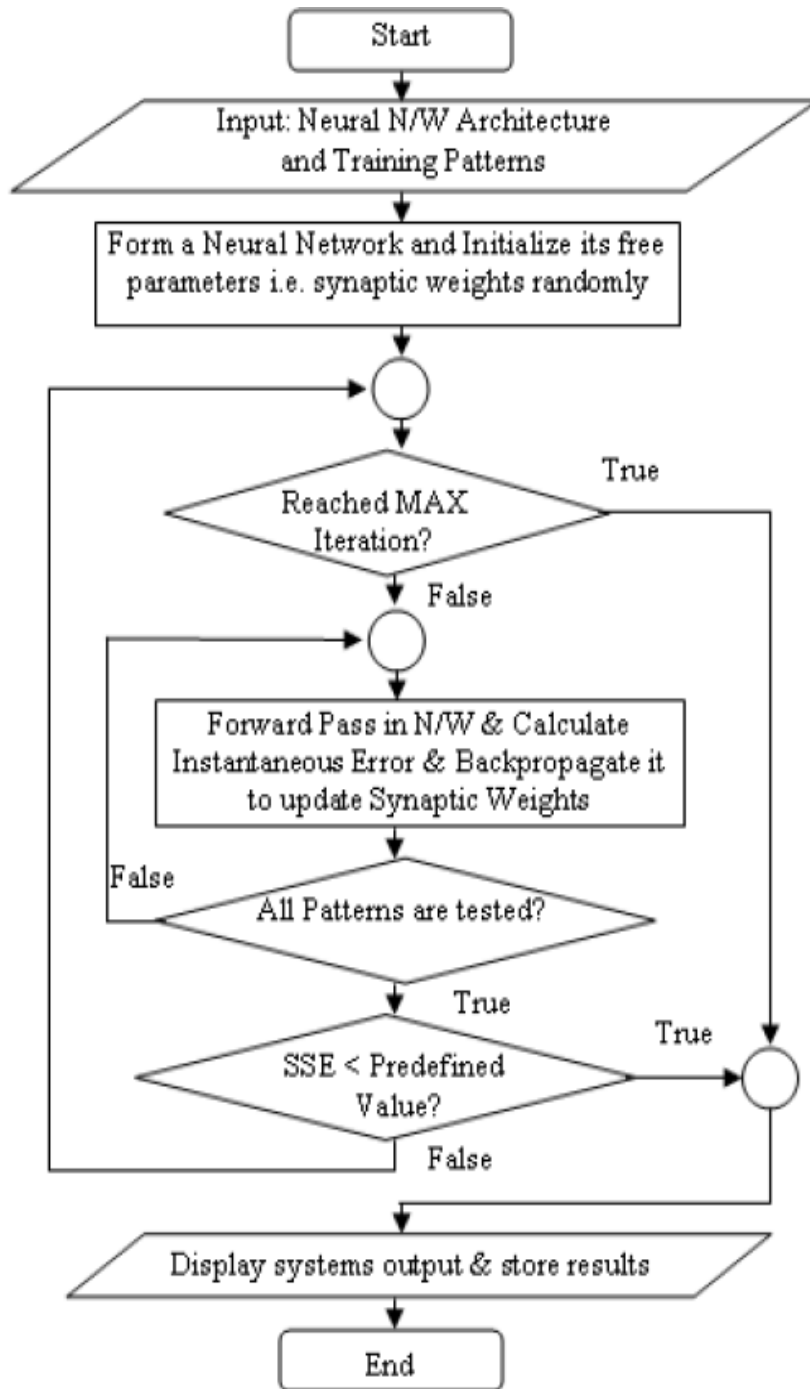
يحدد معدل التعلم حجم الخطوة في عملية تعليم الشبكة ومقدار تغير الأوزان النسبية المختلفة. تتعلق عملية اختبار القيمة المناسبة لهذا الثابت بنوع المسألة المطروحة، إذ أنه يأخذ قيما تتراوح ضمن المجال  $[0,1]$ . في حال تحديد قيمة كبيرة جدا لثابت معدل التعلم ستتدرب الشبكة بسرعة، ستحصل قفزات كبيرة في الأوزان وستتقارب الشبكة نحو القيم المتطرفة أما في حال تحديد قيمة صغيرة لثابت معدل التعلم سيزداد زمن التدريب، ستتغير الأوزان بمقدار قليل وستتقارب الشبكة نحو القيم الحقيقية [Haykin,S.O,2008] للحصول على الشبكة المثلى تم تجريب قيما مختلفة لثابت معدل التعلم تراوحت ما بين (0.9 - 0.5).

**تحديد قيمة معدل الزخم:**

قد يفقد تحديث الأوزان متوسط مربعات الأخطاء (MSE) الى قيم صغرى محليا (local minimum) بدلا من أصغر القيم (الأمثلية)، لذا فقد اقترح [Hinton,G and Williams,R,1986] اضافة بعد جديد لدالة تغيير الأوزان يجعل الأوزان في دورة ما تعتمد على الأوزان السابقة لها. يتم تحديد قيم معدل الزخم بشكل مشابه لقيم معدل التعلم. للحصول على الشبكة المثلى تم تجريب قيما مختلفة لثابت معدل الزخم تراوحت ما بين (0.4-1).

**النتائج والمناقشة:****مرحلة تدريب الشبكة:**

تم تقديم عينات الدخل للشبكة الواحدة تلو الأخرى مع شعاع الهدف المرافق لها، ومن أجل كل عينة تدريب تم اجراء حسابات الشبكة بشكل متسلسل وفق مسار أمامي (Feed forward) للحصول على خرج الشبكة، ومن ثم مقارنته مع الهدف الحقيقي وحساب الفرق المتمثل بالخطأ وتوزيعه عكسيا وفقا لخوارزمية (Backpropagation) لتخفيض قيمته من خلال تعديل الأوزان. وتم تكرار هذه العملية من أجل كل عينة تدريب حتى أصبح الخطأ من أجل مجموعة التدريب مقبولا. يوضح الشكل (6) المخطط النهجي لخوارزمية الانتشار الخلف [Ojha,V.; Saha,H.; Dutta,P, and Glosch,S,2012].



الشكل (6) المخطط النهجي لخوارزمية الانتشار الخلفي [Ojha,V.; Saha,H.; Dutta,P. and Gosh,S,2012].

تم تجريب 32 حالة معمارية مختلفة لشبكة التنبؤ بالتكلفة النهائية، تتألف جميعها من طبقة خفية واحدة وتختلف عن بعضها البعض بعدد العقد في الطبقة الخفية، قيمة معدل التعلم، قيمة معدل الزخم. تم اختيار معيار مجموع مربعات الأخطاء (SSE) أساساً لیساعد في عملية اختيار الشبكة المثلى الموافقة للخطأ الأصغري من بين الكثير من المعماريات التي تم تجربتها خلال عملية التدريب. يبين الجدول (8) نتائج تدريب التصاميم المعمارية المختلفة لشبكة التنبؤ بالتكلفة النهائية.



الجدول (8) قيم تدريب التصاميم المعمارية المختلفة لشبكة التنبؤ بالتكلفة النهائية.

رقم المعمارية	عدد الطبقات الخفية	عدد العقد في الطبقة الخفية	معدل التعلم	معدل الزخم	مجموع مربعات الأخطاء (SSE)	عدد مرات تكرار تدريب الشبكة
1	1	5	0.8	0.5	$2.3 * 10^{-4}$	1500
2	1	5	0.6	0.4	$2.2 * 10^{-4}$	2000
3	1	5	0.5	0.9	$4.5 * 10^{-4}$	800
4	1	5	0.9	1	$2.5 * 10^{-4}$	1000
5	1	6	0.8	0.5	$4.6 * 10^{-5}$	2000
6	1	6	0.6	0.4	$5.6 * 10^{-5}$	800
7	1	6	0.5	0.9	$2.1 * 10^{-5}$	1500
8	1	9	0.9	1	$1.88 * 10^{-5}$	2100
9	1	7	0.8	0.5	$1.7 * 10^{-4}$	800
10	1	7	0.6	0.4	$1.7 * 10^{-4}$	1000
11	1	7	0.5	0.9	$8.2 * 10^{-5}$	2000
12	1	7	0.9	1	$7.9 * 10^{-5}$	1600
13	1	8	0.8	0.5	$1.2 * 10^{-4}$	500
14	1	8	0.6	0.4	$2.3 * 10^{-5}$	1500
15	1	8	0.5	0.9	$2.8 * 10^{-5}$	1000
16	1	8	0.9	1	$2.3 * 10^{-5}$	800
17	1	9	0.8	0.5	$1.5 * 10^{-4}$	1000
18	1	9	0.6	0.4	$1.23 * 10^{-4}$	1500
19	1	9	0.5	0.9	$3.08 * 10^{-4}$	500
20	1	6	0.9	1	$5.1 * 10^{-5}$	500
21	1	2	0.8	0.5	$4.3 * 10^{-4}$	300
22	1	2	0.6	0.4	$2.6 * 10^{-4}$	1800
23	1	2	0.5	0.9	$3.03 * 10^{-4}$	1000
24	1	2	0.9	1	$3.2 * 10^{-4}$	600
25	1	3	0.8	0.5	0.31	2000
26	1	3	0.6	0.4	0.34	1500
27	1	3	0.5	0.9	0.35	800
28	1	3	0.9	1	0.33	1000
29	1	4	0.8	0.5	$3.6 * 10^{-4}$	600
30	1	4	0.6	0.4	$3.2 * 10^{-4}$	1000
31	1	4	0.5	0.9	$1.8 * 10^{-4}$	1600
32	1	4	0.9	1	$1.05 * 10^{-4}$	2000

توضح نتائج التدريب أن الحالة المعمارية رقم 8 المؤلفة من طبقة خفية واحدة البالغ عدد عقدها 9 عقد مع معدل تعلم 0.9 ومعدل زخم (Momentum) 1، تمثل الشبكة المثلى التي تعطي أفضل التنبؤات بالتكلفة النهائية بخطأ أصغري مقداره  $1.88 * 10^{-5}$  بعد اجراء 2100 دورة تدريب للشبكة.

### مرحلة اختبار الشبكة:

تم اختبار الشبكة المثلى الموافقة للخطأ الأصغري في مرحلة التدريب على العينات الخمسة عشر التي تم استبعادها مسبقاً عن طريق حساب الفرق بين الخرج الفعلي والخرج الناتج عن الشبكة من خلال مرحلة التغذية الأمامية فقط، ومن ثم ادخال الفرق الى دالة الخطأ المتمثلة بمجموع مربعات الأخطاء (SSE) وأخيراً مقارنة الخطأ الناتج عن عملية الاختبار مع الحد المسموح المختار للخطأ بهدف التحقق من فعالية الشبكة في التنبؤ. وصل مجموع مربعات الأخطاء (SSE) بالنسبة لعينة الاختبار ومن أجل شبكة التنبؤ بالكلفة النهائية الى القيمة  $1.7 * 10^{-6}$  مقابل الحد المسموح المختار للخطأ  $1 * 10^{-5}$  ضمن معمارية الشبكة [Dawson,C,2016] كما هو موضح في الجدول (9).

الجدول (9) نتائج اختبار الشبكة المثلى وحساب الخطأ (SSE).

رقم عينة الاختبار	الخرج الناتج عن الشبكة $O_{ij}$	الخرج الفعلي $T_{ij}$	$O_{ij} - T_{ij}$	$(O_{ij} - T_{ij})^2$
1	0.12060273856	0.12137852329	$7.757 * 10^{-4}$	$6.018 * 10^{-7}$
2	0.12088493769	0.12137852329	$4.935 * 10^{-4}$	$2.436 * 10^{-7}$
3	0.12105050886	0.12137852329	$3.280 * 10^{-4}$	$1.075 * 10^{-7}$
4	0.12104470426	0.12137852329	$3.338 * 10^{-4}$	$1.114 * 10^{-7}$
5	0.12110374261	0.12137852329	$2.747 * 10^{-4}$	$7.550 * 10^{-8}$
6	0.12145818904	0.12137852329	$7.966 * 10^{-5}$	$6.346 * 10^{-9}$
7	0.12157427958	0.12137852329	$1.957 * 10^{-4}$	$3.832 * 10^{-8}$
8	0.12171654163	0.12137852329	$3.380 * 10^{-4}$	$1.142 * 10^{-7}$
9	0.12193547095	0.12137852329	$5.569 * 10^{-4}$	$3.101 * 10^{-7}$
10	0.12163297186	0.12137852329	$2.544 * 10^{-4}$	$3.102 * 10^{-7}$
11	0.12152301300	0.12137852329	$1.444 * 10^{-4}$	$6.474 * 10^{-8}$
12	0.12150100170	0.12137852329	$1.224 * 10^{-4}$	$2.087 * 10^{-8}$
13	0.12161705778	0.12137852329	$2.385 * 10^{-4}$	$1.5 * 10^{-8}$
14	0.12137455216	0.12137852329	$3.971 * 10^{-6}$	$1.576 * 10^{-11}$
15	0.12125934917	0.12137852329	$1.191 * 10^{-4}$	$1.420 * 10^{-8}$
مجموع مربعات الأخطاء (SSE)				$1.7 * 10^{-6}$

بعد مقارنة نتائج دقة المعادلة المثلى EAC2 في التنبؤ بالتكلفة النهائية المتوقعة للمشروع مع نتائج دقة الشبكة العصبية في التنبؤ ولأجل العينات المستبعدة من مجموعة التدريب، تبين قدرة نموذج الـ ANN في تحسين الأداء التنبؤي لمنهجية الـ EVM كما هو موضح في الجدول (10).

الجدول (10) المقارنة بين نتائج دقة الـ EVM و ANN في التنبؤ بالتكلفة النهائية المتوقعة لأجل العينات الخمسة عشر المستبعدة من مجموعة التدريب.

Month NO:	NO:50	NO:55	NO:60	NO:65	NO:70	NO:75	NO:77	NO:80
EAC2(Milliard)	19.827	14.859	14.912	14.32	13.854	13.282	13.233	13.124
ANN(Milliard)	12.06	12.088	12.105	12.104	12.11	12.145	12.157	12.171
EAC actual (Milliard)	12.137	12.137	12.137	12.137	12.137	12.137	12.137	12.137
EAC2 (accuracy)	61.21%	81.68%	81.39%	84.75%	87.61%	91.38%	91.72%	92.47%
ANN(accuracy)	99.36%	99.59%	99.73%	99.72%	99.77%	99.93%	99.83%	99.72%
Month NO:	NO:85	NO:88	NO:90	NO:95	NO:100	NO:105	NO:110	
EAC2(Milliard)	12.904	12.848	12.789	12.63	12.365	12.481	12.596	
ANN(Milliard)	12.193	12.163	12.152	12.15	12.161	12.136	12.125	
EAC actual (Milliard)	12.137	12.137	12.137	12.137	12.137	12.137	12.137	
EAC2(accuracy)	94.06%	94.46%	94.90%	96.09%	98.15%	97.24%	96.36%	
ANN(accuracy)	99.54%	99.78%	99.87%	99.89%	99.80%	99.99%	99.90%	

### الاستنتاجات والتوصيات:

#### الاستنتاجات:

- أكدت الشبكة العصبية ذات الهيكلية (1-9-8) المدربة على خوارزمية الانتشار العكسي (Back propagation) قدرتها على التنبؤ بالتكلفة النهائية للمشروع، حيث أعطى مجموع مربعات الأخطاء (SSE) بالنسبة لعينات الاختبار المستبعدة من مجموعة التدريب القيمة  $1.7 * 10^{-6}$  مقابل الحد المسموح المختار للخطأ  $1 * 10^{-5}$ .
- استطاعت الشبكات العصبية الاصطناعية توفير زمن التنبؤ واعطاء نتائج دقيقة مقابل الطرق الرياضية البسيطة التي تستخدمها منهجية الـ EVM وتفاضل بينها لإيجاد الطريقة الأفضل (EAC2) في التنبؤ بالتكلفة النهائية المتوقعة كما هو موضح في الجدول (10). أعطت الشبكات العصبية تنبؤات شهرية دقيقة ومقاربة من بعضها البعض كون الحد المسموح المختار للخطأ  $1 * 10^{-5}$ .
- إمكانية الاستفادة من الشبكة في المستقبل من أجل التنبؤ بالتكلفة النهائية المتوقعة لمشاريع البنى التحتية السورية الضخمة المتسمة بالديناميكية المتطلبة درجة عالية من الدقة والتنسيق بين مختلف الأطراف بغية تحقيق المواصفات الخاصة المطلوبة من المشروع.

#### التوصيات:

- استخدام أساليب الرقابة الحديثة في مجال إدارة المشاريع الانشائية المختلفة ضمن الواقع السوري.
- امكانية ضم عوامل نوعية (نوع العقد، التنفيذ المتسلسل أم المتوازي لأنشطة المشروع، حالة الطقس) الى مؤشرات الـ EVM الكمية وادخالها في الشبكة للتنبؤ بالأداء المستقبلي للمشروع.
- امكانية ايجاد نموذج متكامل لكشف العوامل المؤثرة على أداء المشروع وتركيز الاهتمام على تحقيق الأهداف من خلال الدمج بين وجهات النظر المختلفة لكل من الـ EVM وإدارة المخاطر RM تجاه الماضي والمستقبل (تكشف الـ RM) المستقبل الغامض لتحديد المخاطر المحتملة الواجب تجنبها ولا تمثل الأحداث الحاصلة في الماضي أي أهمية كبيرة بالنسبة لها لعدم وجود غموض فيها بمعنى آخر تبدأ الـ RM بالوضع الراهن اليوم وتتطلع إلى الأمام لذلك لا توجد لديها أي وسيلة لالتقاط الأداء السابق وإدخاله في عملية صنع القرار ، بينما تسعى الـ (EVM) الى

النتبؤ بالأداء المستقبلي استنادًا إلى الأداء السابق ولكن من المحتمل أن ينحرف الأداء المستقبلي عن ذلك المتوقع من خلال الاستقراء من الأداء السابق لأن عنصر الإدارة يشجع على اتخاذ الإجراءات التصحيحية استجابة لنتائج التحليل).

## References:

- [1]Buyse,P. and Vandebussche,T. "*Performance analysis of earned value management in the construction industry*". Faculteit economie en bedrijfskunde,Universiteit of Ghent, Ghent city, Belgium, 2010.
- [2]Candido,L.F.; Heinech,L.M.and Neto,J.B." *Critical analysis on earned value management (EVM) technique in building construction*" 22<sup>nd</sup> Annual conference of the international group for lean construction, Oslo city, Norway, June 2014, pp.159-170.
- [3]Cheng,M.Y.; Peng,H.S.; Wu,Y.W. and Chen,T.L. "*Estimate at completion for construction projects using evolutionary support vector machine inference model*". Journal of Automation in construction, Vol.19, No.5, august 2010,pp.619-629.
- [4]Hajali-Mohamad,M.T.; Mosavi,M.R. and Shahanaghi,K." *Optimal estimating the project completion time and diagnosing the fault in the project*". Universidad National de Colombia, Medellin city, Colombia, Dyna, Vol.83, No.195, febrero 2016, pp.121-127.
- [5]Iranmanesh,S.H.; and Zarezadeh,M. "Application of artificial neural network to forecast actual cost of a project to improve earned value management system". Work Academy of Science, Engineering and Technology, International journal of educational and perdagogical scienc, Vol.2, No.6,2008,pp.658-661.
- [6]Akhbari,M." Project time and cost forecasting using Monte Carlo simulation and Artificial Neural Networks". International Journal of Industrial Engineering & Production Research, Vol.29, No.2, June 2018,pp.231-239.
- [7]Project Management Institute, "A Guide to the Project Management of Knowledge (PMBOK Guide)". 4<sup>th</sup>.ed., Project Management Institute, 14 Campus Bivd, Netown Square, PA 19073-3299 USA,2008,pp.506.
- [8]Shaban, M.H. "Modern Management of Projects Using Earned Values - Concept and Application",1st.ed - Publications of the Research Centre- Institute of Public Administration, Riyadh-Saudi Arabia,2012,pp.409.
- [9]Abiodun,O.I.;Jantan, A.;Omolara,A.E.;Dada,K.V.;Mohamed,N.A.; and Arshad, H." State of the art in artificial neural network applications: A survey". Heliyon journal Netherlands, Vol.4, No.11 e00938, 2018.
- [10]Waziri,B.S.; Bala,K. and Bustani,S.A." *Artificial neural networks in construction engineering and management*". International journal of Architecture, Engineering and Construction, Vol.6, No.1, March 2017, pp.50-60.
- [11]Widrow,B.;Greenblatt,A.;Kim,Y. and Park,D. " The No-Prop algorithm: A new learning algorithm for multilayer neural network". Neural Network journal, Elsevier Science Ltd, Oxford, UK, Vol.37, January 2013, pp.182-188.
- [12]Principe,J.;Euliane,N.R.;Lefebvre,W.C. "Neural and Adaptive Systems: Fundamentals through simulations.1<sup>st</sup>.ed., John Wiley & Sons,INC, 1999,pp.672.
- [13]Saranya,C. and Manikandan,G. " *A study on normalization techniques for privacy preserving data mining*". International journal of engineering and technology, Vol.5, No.3, June-July 2013, pp.2701-2704.
- [14]Toussaint,G.T.;Sharpe,P.M.; "An efficient method for estimating the probability of misclassification applied to a problem in medical diagnosis". Computer.Biol.Med. Pergamon Press,Vol.4,1975,pp.269-278.
- [15]Haykin,S.O. "Neural Networks and Learning Machines". 3<sup>rd</sup>.ed., Pearson Prentice Hall,INC Upper Saddle River, New Jersey, 2008,pp.937.

- [16] Rumelhart,D.E.; Hinton,G.E. and Williams,R.J. “ *Learning representations by back-propagating errors*”. Nature, Vol.323, No.6088, 1986, pp.533-536.
- [17] Ojha,V.; Saha,H.; Dutta,P. and Ghosh,S.”*Detection of proportion of different gas components present in manhole gas mixture using backpropagation neural networks*”. International Conference on Information and Network Technology, Singapore, Vol.37, April 2012, pp.11-15.
- [18] Dawson,C." Applied Artificial Neural Network". 1<sup>st</sup>.ed, MDPI AG,St.Alban-Anlage66,Basel,Switzerland,2016,258.