Study Impact of Some Factors on Daily Number of Hours Providing of Electricity in Baghdad City Using Path Analysis

دراسة تأثير بعض العوامل على عدد ساعات تجهيز الكهرباء اليومي في مدينة بغداد باستعمال تحليل المسار

أ.م.د. عادل أحمد هدو/ الجامعة المستنصرية/ كلية الادارة والاقتصاد / قسم الاحصاء
الباحث/ صالح رزاق صالح عويد
Ahaddaw@yahoo.com Salihalaqeedi@gmail.com

OPEN ACCESS
P - ISSN 2518 - 5764
E - ISSN 2227 - 703X

Received:22/9/2019
Accepted: 8/12/2019

مستخلص البحث

دُرست العوامل المؤثرة في عدد ساعات تجهيز الكهرباء في مدينة بغداد، وتكونت عينة الدراسة من (365) مشاهدة يومية لعام 2018، وتمثلت بستة متغيرات استعملت في الدراسة. كان الهدف الرئيس هو دراسة العلاقة بين هذه المتغيرات، وتقدير تأثيرات المتغيرات التنبؤية في المتغير التابع (عدد ساعات تجهيز الكهرباء في مدينة بغداد). ولتحقيق ذلك استعملت نمذجة المعادلات الهيكلية/ تحليل المسار وبرنامج AMOS، وتحليل انموذج الانحدار الخطي المتعدد باستعمال برنامج SPSS، واتضح من خلال الأخير أن هناك علاقات ذات دلالة إحصائية بين متغيرات الدراسة، وإن هناك تأثير معنوي للمتغيرات التنبؤية مجتمعة في المتغير التابع (y). وكذلك إستعمل برنامج EViews. واتضح من خلال استعمال نمذجة المعادلات الهيكلية ان أكثر المتغيرات التنبؤية تفسيراً لتباين المتغير التابع هو المتغير (x_3) إذ فسر 35.64% من التباين الكلي، بينما المتغيرات الأخرى (x_4، x_1، x_5، x_2) فسرت (5.47 % ، 0.88 % ، 0.59 % ، 0.14 %) على الترتيب من التباين.

ووفقاً لمؤشرات تقييم الملائمة تبين أن الأنموذج الهيكلي المقترح لم يحقق ملائمة مقبولة لبيانات الدراسة، وعزى بعض المختصين ذلك إلى جودة البيانات الإحصائية الرسمية التي حصل عليها الباحث إذ إنها لاتمثل انعكاساً للواقع.

المصطلحات الرئيسة للبحث/ نمذجة المعادلات الهيكلية، تحليل المسار، أموس، انموذج الانحدار الخطي المتعدد، مشكلة التعدد الخطي، مشكلة عدم تجانس التباين، مشكلة الارتباط الذاتي بين الاخطاء، مؤشرات حسن الملائمة.

بحث مستل من رسالة ماجستير

Journal of Economics and Administrative Sciences
2020; Vol. 26 , No.117
Pages: 492- 506

(1) مقدمة Introduction

تعد الكهرباء عنصراً أساس في التنمية سواء أكانت أقتصادية أم صناعية، إذ لها انعكاسات جوهرية على اقتصاد البلد. وتوجد هناك العديد من العوامل التي تؤثر في تجهيزها، وهذه العوامل ترتبط مع بعضها بعلاقات متشابكة وتؤثر في بعضها البعض.

ولغرض دراسة تأثير بعض العوامل في عدد ساعات تجهيز الكهرباء اليومي استعمل أحد الاساليب الاحصائية، وأخذت حالة مدينة بغداد كعينة والتي من خلالها يمكن الوصول الى نتائج تساهم في تفسير الإنقطاع المتزايد للكهرباء في المدينة، وتماشياً مع أهداف الدراسة أستعمل تحليل المسار (Path Analysis)، وهذا الإسلوب هو أحد أنواع نماذج المعادلات الهيكلية (Structural Equations Models "SEM")، ويمكن تنفيذ تحليل هذه النماذج باستعمال برامج نمذجة عديدة ومنها برنامج (AMOS) وهو مختصر للأحرف الأولى من عبارة (Analysis of a MOment Structures).

وكان الهدف هو دراسة العلاقة بين المتغيرات التنبؤية والمتغير التابع، وتقدير التأثيرات المباشرة وغير المباشرة، وتحديد أكثر المتغيرات التنبؤية تفسيراً لتباين المتغير التابع. وإختصت الدراسة بحالة (مدينة بغداد) لتوفر البيانات الخاصة بها وللفترة من (1 كانون الثاني 2018 لغاية 31 كانون الأول 2018)، والتي تم الحصول عليها من وزارة الكهرباء/ دائرة التشغيل والتحكم - بغداد.

(2) منهجية الدراسة Methodology of the study

فحص مشاكل أنموذج الانحدار الخطي المتعدد قبل البدء بتطبيق نمذجة المعادلات الهيكلية وبالتحديد إسلوب تحليل المسار Path Analysis، واستعمال برنامج SPSS في دراسة العلاقات بين المتغيرات، وبرنامج أموس AMOS لرسم مخطط مسار العلاقات بين المتغيرات وحساب معاملات المسار، وإجراء إختبارات الملائمة مع الأنموذج المقترح.

(3) نمذجة المعادلات الهيكلية (Structural Equation Model "SEM")

تعد نمذجة المعادلات الهيكلية نماذج متعددة المتغيرات، وتهدف إلى تمثيل العلاقات السببية بين مجموعة من المتغيرات في أنموذج نظري مقترح، فضلاً عن فهم أنماط الإرتباط أو التباين بين المتغيرات وتفسير أكبر قدر ممكن من تباين الأنموذج المقترح.

وعلى عكس الأنموذج الخطي متعدد المتغيرات التقليدي، يظهر المتغير التابع في المعادلة الهيكلية كمتغير تنبؤي في معادلة أخرى، وقد تؤثر هذه المتغيرات في بعضها البعض بشكل مباشر أو غير مباشر عبر متغيرات أخرى وسيطة (Fox, 2002: p. 1). ولا يمكن لـ "SEM" اختبار الاتجاه في العلاقات، إذ تمثل اتجاهات الأسهم في أنموذج المعادلة الهيكلية فرضيات الباحث في العلاقة السببية بين المتغيرات، ولهذا السبب قد يكون هناك العديد من النماذج التي لا تناسب البيانات. (Stoelting, 2002: p. 7).

(4) إفتراضات نمذجة المعادلات الهيكلية Assumptions of (SEM)

على غرار إسلوب تحليل الإنحدار، فإن نمذجة المعادلات الهيكلية لها إفتراضاتها، وهذه الإفتراضات يمكن أن تؤثر في نتائج التحليل. ويمكن تلخيص هذه الإفتراضات على النحو الآتي (Schumacker & Lomax, 2010: pp. 20-29):

1- المتغير التابع له توزيع طبيعي.
2- الخطية.
3- انعدام القيم المتطرفة.
4- انعدام مشكلة التعدد الخطي.
5- انعدام البيانات المفقودة.
6- عدم وجود علاقة بين حدود الخطأ.

(5) تحليل المسار Path Analysis

هو أسلوب إحصائي متعدد المتغيرات يستعمل لدراسة وإختبار مجموعة العلاقات النظرية بين المتغيرات التنبؤية والمتغير التابع سواء كانت المتغيرات مستمرة أو منفصلة (Stoelting, 2002: p. 7). وهو ليس طريقة لإكتشاف السببية، إنما هو أحد أنواع نماذج المعادلات الهيكلية (SEM) (Cramer & Bryman, 2005: p. 313). وقد طوره عالم الأحياء (Wright) لأول مرة في عشرينيات القرن الماضي. تم إعتماده في العلوم الإجتماعية عام 1960، وقد إزدادت وتيرة استعماله في العام 1970 في الدراسات البيئية والعلوم الاجتماعية، ويستعمل بشكل اساس لدراسة التأثيرات المباشرة وغير المباشرة بين أكثر من إثنين من المتغيرات (Al-Ghannam, 2005: p. 120).

(6) أنموذج تحليل المسار Path Analysis Model

إن أنموذج تحليل المسار هو أنموذج خطي، ويمكن كتابته كما يأتي (الغنام، 2005: ص 120):

$$y = P_{01}x_1 + P_{02}x_2 + \cdots + P_{0i}x_i + P_{\varepsilon_i}\varepsilon_i \quad ----(1) \qquad (i = 1, 2, 3, \ldots, n)$$

وأن:-

- y : المتغير التابع، أو يسمى الأثر (Effect).
- x_i : المتغير التنبؤي، أو يسمى السبب (Cause).
- P_{0i} : يمثل معامل المسار بين المتغير التابع (0) والمتغير التنبؤي (i).
- ε_i : يمثل الخطأ العشوائي.

وللحصول على تقدير الأنموذج (1) أعلاه، يتم إجراء تحويل على أنموذج الإنحدار الخطي المتعدد، وكما يأتي:
بفرض أن أنموذج الإنحدار كما يأتي:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \cdots + \beta_i X_i + \varepsilon_i \quad ----(2)$$

وبفرض لدينا المتغيرات المعيارية الآتية:

$$y = \frac{y_i - \bar{Y}}{\sigma_y} \quad ----(3)$$

$$x_i = \frac{x_i - \bar{X}_i}{\sigma_{x_1}} \quad ----(4)$$

وإن كلاً من y و x_i تمثل متغيرات معيارية (قياسية) ، إذ يكون الوسط الحسابي لهما (صفر)، وتباينهما (واحد)، وإن تقديرات معلمات الأنموذج ستكون مساوية إلى ما يأتي:

$$\beta_i = P_{0i}\frac{\sigma_x}{\sigma_y} \quad ----(5) \qquad (i = 0, 1, 2, \ldots, n)$$

أي أن:

$$P_i = \beta_i \frac{\sigma_x}{\sigma_y} \quad ----(6) \qquad (i = 0, 1, 2, \ldots, n)$$

وإن (β_i) تمثل تقديرات معاملات الإنحدار المعيارية. وبالتالي نحصل على المعادلة النهائية:

$$y = P_{01}x_1 + P_{02}x_2 + \cdots + P_{0n}x_n + P_{0\varepsilon}x_\varepsilon \quad ----(7)$$

(1.6) تقدير معلمات أنموذج المسار باستعمال معاملات الإنحدار

غالباً ما تستعمل متغيرات معيارية عند بناء مخططات المسار، ثم يستعمل إسلوب الإنحدار المتعدد للحصول على معلمات الإنحدار المعيارية والتي تمثل معاملات المسار المعيارية، وكما يأتي (Abu Amra, 2014: p. 64):

إن الصورة العامة لمعادلة لأنموذج المسار يمكن أن تكتب كما يأتي:

$$y = \beta_{01}x_1 + \beta_{02}x_2 + \cdots + \beta_{0i}x_i + \beta_{0\varepsilon}\varepsilon_i \quad ----(8)$$

إذ أن:

β_{0i} : يمثل معامل الانحدار , $(i = 1, 2, 3, \ldots, n)$

ويمكن كتابة الأنموذج أعلاه كما يأتي:

$$y = P_{01}x_1 + P_{02}x_2 + \cdots + P_{0n}x_n + P_{0\varepsilon}x_\varepsilon \quad ----(9)$$

(2.6) تقدير معلمات أنموذج المسار باستعمال الإرتباطات

يمكن تقدير معلمات أنموذج المسار (1) باستعمال الإرتباطات، كما أن هناك طريقة أخرى لتقدير معاملات الإرتباط بين متغيرات أنموذج المسار في حالة المتغيرات المعيارية يتم عرضها فيما يأتي:

إن معامل الإرتباط بين متغيرين في حالة المتغيرات المعيارية يكون بالصيغة الآتية (Jonnada & Fegely, 1974: p. 420):

$$r_{ij} = \frac{1}{n}\sum x_i x_j \quad ----(10)$$

أن أنموذج المسار هو

$$y = P_{01}x_1 + P_{02}x_2 + P_{03}x_3 + P_{0\varepsilon}x_\varepsilon \quad ----(11)$$

باستعمال معادلة (10) ومن خلال أنموذج المسار (11) فإنه يمكن مثلاً حساب معامل الإرتباط بين المتغير التابع (y) والمتغير التنبؤي (x_1) كما يأتي:

$$r_{10} = P_{01} + P_{02}r_{12} + P_{03}r_{13} \quad ----(12)$$

وبما إن متغير الخطأ (ε) يرتبط بعلاقة مباشرة مع المتغير التابع، فيتم قياس هذه العلاقة باستعمال الصيغة الآتية
:(Al-Rawi, 1987: p. 526)

$$P_{0\varepsilon} = \sqrt{1 - R^2} \qquad ---- (13)$$

إذ يمثل ($P_{0\varepsilon}$) معامل المسار بين المتغير التابع ومتغير الخطأ.

(7) تقييم ملائمة نماذج المعادلات الهيكلية Evaluating the Fit of SEM

عند استعمال نمذجة المعادلات الهيكلية يتعين على الباحث إجراء تقييم للأنموذج المقترح، إذ تستعمل مؤشرات إحصائية لإختبار مدى ملائمة الأنموذج لبيانات العينة تسمى مؤشرات حسن الملائمة (Goodness of Fit Index)، هذه المؤشرات تساعد الباحث على تحديد الأنموذج المقترح الذي يناسب البيانات بشكل أفضل. ومن أكثر المؤشرات استعمالاً، ما يأتي (Tatar, 2015: p. 16):

1- مؤشر مربع كاي (Chi-Square) χ^2 .
2- مؤشر (Chi-Square) بالنسبة إلى درجات الحرية (df) (CMIN/DF).
3- مؤشر حسن المطابق (GFI) .
4- مؤشر جذر متوسط مربع الخطأ التقريبي (RMSEA) .
5- مؤشر المطابقة المقارن (CFI) .

(8) وصف البيانات

تألفت بيانات الدراسة من عينة حجمها (365) مشاهدة يومية، وتشمل عام كامل، للفترة من (1 كانون الثاني 2018 ولغاية 31 كانون الأول 2018)، وقد تم الحصول عليها من وزارة الكهرباء/ دائرة التشغيل والتحكم - بغداد، وتمثلت بـ 6 متغيرات إستعملت في الدراسة، وكالآتي:

1- Y عدد ساعات تجهيز الكهرباء في مدينة بغداد/ يوم.
2- X_1 مجموع الإنتاج الكلي (ميغا واط/ يوم).
3- X_2 مجموع القدرات الكهربائية المفقودة (ميغا واط/ يوم).
4- X_3 معدل الحمل المُجهز لمدينة بغداد (ميغا واط/ يوم).
5- X_4 معدل الحمل المطلوب في مدينة بغداد (ميغا واط/ يوم).
6- X_5 معدل درجة الحرارة في مدينة بغداد (°م/ يوم).

(9) التحقق من مشاكل أنموذج الإنحدار الخطي المتعدد

إن الافتراضات التي تنطبق على تحليل الانحدار تنطبق أيضاً على تحليل المسار ويمكن أن تؤثر مشاكل البيانات على نتائج التحليل، ولغرض التحقق من مشاكل أنموذج الإنحدار الخطي المتعدد تم إجراء الخطوات الآتية:

(1.9) فحص مشكلة عدم تجانس التباين Heteroskedasticity Test

للكشف عن مشكلة عدم تجانس التباين توجد عدة إختبارات منها إختبار (Breusch Pagan Godfrey) وكذلك (Harvey)، تم تطبيق الأخير للكشف عن هذه المشكلة والتأكد من خلو البيانات منها، وكما يأتي:

جدول (1) إجراء إختبار (Harvey)
من إعداد الباحث باستعمال برنامج EViews

Heteroskedasticity Test: Harvey

F-statistic	0.199334	Prob. F(5,358)	0.9626
Obs*R-squared	1.010560	Prob. Chi-Square(5)	0.9617
Scaled explained SS	1.347430	Prob. Chi-Square(5)	0.9300

يوضح جدول (1) عدم معنوية قيمة اختبار(F) ، وهذا يعني قبول فرضية النفي أي (لا توجد مشكلة عدم تجانس التباين).

(2.9) فحص مشكلة التعدد الخطي

يتضح ان قيم معامل VIF جميعها اقل من 5 مما يدل على عدم وجود مشكلة التعدد الخطي وكما يوضح جدول (2):

جدول (2) معامل تضخم التباين (VIF)
من إعداد الباحث باستعمال برنامج EViews

Variable	Coefficient Variance	Uncentered VIF	Centered VIF
C	1.35E-05	1.000202	NA
X1	0.025248	2.206008	2.205691
X2	0.001700	1.012920	1.012920
X3	0.011121	2.184694	2.184614
X4	0.030013	1.034416	1.034405
X5	0.001668	1.000611	1.000575

(3.9) فحص مشكلة الارتباط الذاتي بين الأخطاء

تبين من خلال إحتساب إحصاءة إختبار (Durbin-Watson) إنها تقع في منطقة قبول فرضية النفي، وعليه لا يوجد إرتباط بين الأخطاء.

جدول (3) نتائج إختبار (Durbin-Watson)
من إعداد الباحث باستعمال برنامج SPSS

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Durbin-Watson
1	.562	.316	.307	.0700144	2.225

(10) أنموذج الدراسة

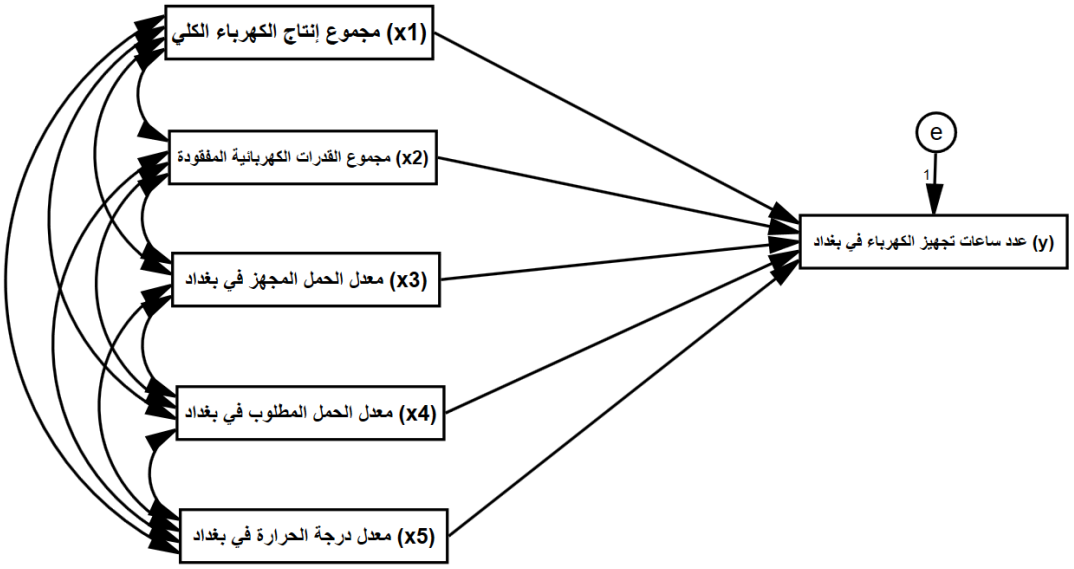
سيتم أفتراض الأنموذج الآتي:

Y عدد ساعات تجهيز الكهرباء في مدينة بغداد/يوم (يمثل المتغير التابع)

أما المتغيرات التنبؤية فهي:

1- X_1 مجموع الإنتاج الكلي (ميغا واط/ يوم).
2- X_2 مجموع القدرات الكهربائية المفقودة (ميغا واط/ يوم).
3- X_3 معدل الحمل المُجهز لمدينة بغداد (ميغا واط/ يوم).
4- X_4 معدل الحمل المطلوب في مدينة بغداد (ميغا واط/ يوم).
5- X_5 معدل درجة الحرارة في مدينة بغداد (°م/ يوم).

وكما موضح بالشكل (1):



شكل (1) مخطط مسارات يمثل أنموذج مفترض لمتغيرات الدراسة
من إعداد الباحث باستعمال برنامج (AMOS)

يتبين من الشكل (1) أن المتغيرات (x_1 ,x_2 ,x_3 ,x_4 ,x_5) هي متغيرات تنبؤية والمتغير (y) هو متغير تابع، وكل متغير يرتبط مع بقية المتغيرات التنبؤية الأخرى.

(11) تقدير التأثيرات المباشرة (معاملات المسار) باستعمال معادلات الإنحدار

يمكن تقدير معالم أنموذج المسار باستعمال معادلات الإنحدار، إذ يستعمل إسلوب الإنحدار المتعدد للحصول على معلمات الإنحدار المعيارية والتي تمثل معاملات المسار المعيارية (التأثيرات المباشرة)، وكما يأتي:

إن المتغير التابع هو (y)، والمتغيرات التنبؤية هي $(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)$ ، أي أن معادلة الإنحدار هي:

$$y = \beta_{01}x_1 + \beta_{02}x_2 + \beta_{03}x_3 + \beta_{04}x_4 + \beta_{05}x_5 + \beta_{0\varepsilon}\varepsilon_0 \quad ----(14)$$

وعند تقديرها يتم الحصول على الأنموذج الآتي:

$$y = -0.094x_1 - 0.038x_2 + 0.597x_3 - 0.234x_4 - 0.077x_5 \quad --(15)$$

وإن معلمات الإنحدار المعيارية (β_i) تمثل معاملات المسار المعيارية (P_{ji}) ، أي أن:

$$y = P_{01}x_1 + P_{02}x_2 + P_{03}x_3 + P_{04}x_4 + P_{05}x_5 + P_{0\varepsilon}\varepsilon_0 \quad ----(16)$$

أي أن:

$$=P_{10} = -0.094\beta_{01}$$

$$=P_{20} = -0.038\beta_{02}$$

$$=P_{30} = 0.597\beta_{03}$$

$$=P_{40} = -0.234\beta_{04}$$

$$=P_{50} = -0.077\beta_{05}$$

ويتضح من معاملات الإنحدار أعلاه، وبحسب المعلومات التي حصل عليها الباحث من بعض المختصين في شؤون الكهرباء ما يأتي:

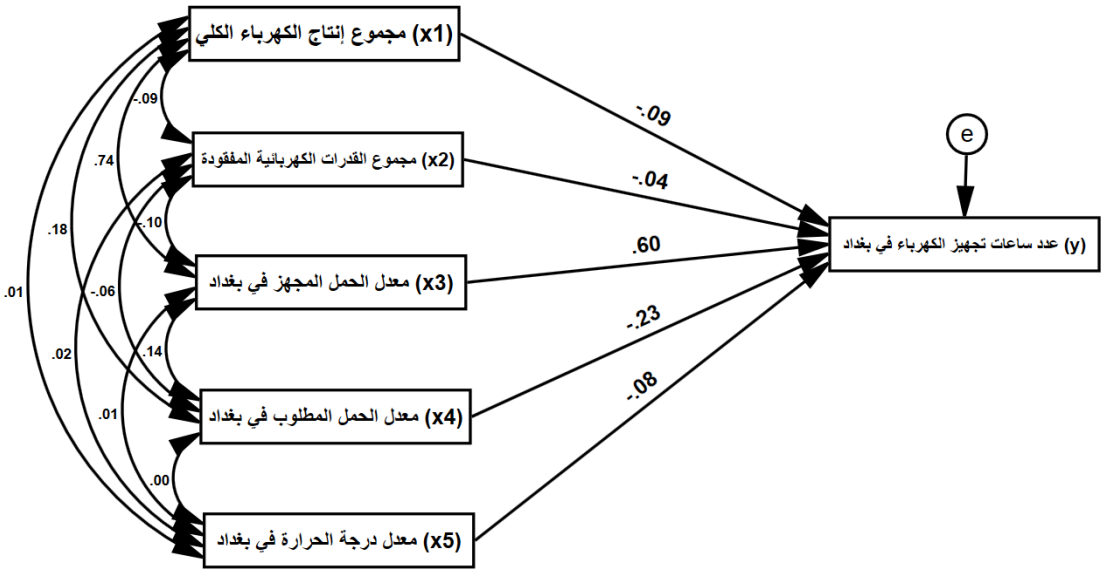
1) إن $(\beta_1 = -0.094)$ وتشير إلى زيادة وحدة واحدة في المتغير x_1 يؤدي إلى نقصان قدره (0.094) في المتغير y، و بحسب اصحاب الشأن (عادةً زيادة الانتاج يرافقه زيادة في ساعات تجهيز الكهرباء، إذ أن هناك علاقة وطيدة بين الإنتاج والتجهيز)، إلاّ إن هناك عوامل أخرى كـ (الإختناقات في منظومة التجهيز) تؤدي إلى هذا الأمر.

2) إن $(\beta_2 = -0.038)$ وتشير إلى زيادة وحدة واحدة في المتغير x_2 يؤدي إلى نقصان قدره (0.038) في المتغير y، وهذا أمر طبيعي ، إذ أن (الضائعات من الانتاج الكلي للطاقة يمكن أن تؤثر سلباً في التجهيز).

3) إن $(\beta_3 = 0.597)$ وتشير إلى زيادة وحدة واحدة في المتغير x_3 يؤدي إلى زيادة قدرها (0.597) في y، وهذا منطقي وواقعي، (زيادة الحمل المجهز يؤدي بدوره إلى زيادة ساعات الطاقة المجهزة).

4) إن ($\beta_4 = -0.234$) وتشير إلى زيادة وحدة واحدة في المتغير x_4 يؤدي إلى نقصان قدره (0.234) في y، وهذا منطقي وواقعي، (زيادة الحمل المطلوب يؤدي بدوره إلى قله ساعات الطاقة المجهزة).
5) إن ($\beta_5 = -0.077$) وتشير إلى زيادة وحدة واحدة في المتغير x_5 يؤدي إلى نقصان قدره (0.077) في y. (معدل درجة الحرارة يأثر سلباً في ساعات تجهيز الطاقة الكهربائية).

إن معلمات الإنحدار المعيارية (β_i) المحسوبة باستعمال معادلات الانحدار متطابقة تماماً مع مخرجات برنامج أموس (AMOS) وكما مبين في شكل (2):



شكل (2) مخطط مسارات يمثل الأنموذج المفترض والتقديرات المعيارية لمعاملاته
من إعداد الباحث باستعمال برنامج (AMOS)

(12) تقدير التأثيرات غير المباشرة في المتغير التابع

يمكن الحصول على تقدير للتاثيرات غير المباشرة للمتغيرات التنبؤية في المتغير التابع (y)، من خلال المسارات لكل متغير مروراً بالمتغيرات الأخرى، كما يأتي:
باستعمال الطريقة التي تم توضيحها والتي ذكرها Duncan (1966) لغرض الحصول على تقديرات للتأثيرات، وكما يأتي:
من خلال الشكل (1) فإن أنموذج المسار هو:

$$y = P_{01}x_1 + P_{02}x_2 + P_{03}x_3 + P_{04}x_4 + P_{05}x_5 + P_{0\varepsilon}\varepsilon_0 \quad ----(17)$$

وعندما معامل الإرتباط (r_{i0}) يساوي:

$$r_{i0} = \frac{1}{n}\sum x_i y \quad ----(18)$$

i : تمثل المتغيرات التنبؤية ، $(i: , 1, 2, \dots , 5)$.

وعند تعويض أنموذج المسار (17) في معادلة (18) نحصل على:

$$r_{i0} = \frac{1}{n}\sum x_i \left(P_{01}x_1 + P_{02}x_2 + P_{03}x_3 + P_{04}x_4 + P_{05}x_5 + P_{0\varepsilon}\varepsilon_0\right)$$

$$r_{i0} = \frac{1}{n}\sum \left(P_{01}x_ix_1 + P_{02}x_ix_2 + P_{03}x_ix_3 + P_{04}x_ix_4 + P_{05}x_ix_5 + P_{0\varepsilon}x_i\varepsilon_0\right)$$

$$= P_{01}\left(\frac{1}{n}\sum x_ix_1\right) + P_{02}\left(\frac{1}{n}\sum x_ix_2\right) + \ . \ . \ . + P_{0\varepsilon}\left(\frac{1}{n}\sum x_i\,\varepsilon_0\right)$$

$$r_{i0} = yx_i = P_{01}x_1x_i + P_{02}x_2x_i + P_{03}x_3x_i + P_{04}x_4x_i + P_{05}x_5x_i + P_{0\varepsilon}x_i\varepsilon_0 \quad -- \quad -- \ (19)$$

وعليه يمكن حساب تأثير المتغيرات التنبؤية في المتغير التابع كما يأتي:

(1.12) تأثير المتغير التنبؤي (x_1) في المتغير (y)

$$x_1y = P_{01}x_1x_1 + P_{02}x_2x_1 + P_{03}x_3x_1 + P_{04}x_4x_1 + P_{05}x_5x_1 + P_{0\varepsilon}x_1\varepsilon_0$$

$$r_{10} = P_{01}r_{11} + P_{02}r_{21} + P_{03}r_{31} + P_{04}r_{41} + P_{05}r_{51}$$

$$r_{10} = (-0.094) + (-0.038)(-0.087) + (0.597)(0.736) + (-0.234)(0.176) + (-0.077)(0.012)$$

$$r_{10} = 0.306$$

ويمكن عرض التأثيرات بجدول (4) الآتي:

جدول (4) تأثير المتغير (x_1) في المتغير (y)

من إعداد الباحث

المسار	نوعه	قيمته
تأثير (x_1) في (y)	مباشر	$P_{01} = -0.094$
تأثير (x_1) في (y)	غير مباشر	0
تأثير (x_1) في (y) من خلال (x_2)	غير محلل	$P_{02}r_{21} = (-0.038)(-0.087) = 0.0033$
تأثير (x_1) في (y) من خلال (x_3)	غير محلل	$P_{03}r_{31} = (0.597)(0.736) = 0.4394$
تأثير (x_1) في (y) من خلال (x_4)	غير محلل	$P_{04}r_{41} = (-0.234)(0.176) = -0.0412$
تأثير (x_1) في (y) من خلال (x_5)	غير محلل	$P_{05}r_{51} = (-0.077)(0.012) = -0.0009$
المجموع		0.306

من خلال جدول (4) يتضح أن المتغير التنبؤي (x_1) يؤثر في المتغير (y) تأثيراً مباشراً ، كما ويؤثر في نفس المتغير بصورة غير مباشرة من خلال متغيرات تنبؤية أخرى بواسطة مسارات عدة غير محللة. وإن مجموع قيم المسارات يساوي قيمة معامل الإرتباط البسيط بين المتغير (x_1) والمتغير (y) وتساوي (0.306).

(2.12) تأثير المتغير التنبؤي (x_2) في المتغير (y)

من خلال جدول (5) نلاحظ أن المتغير (x_2) يؤثر تأثيراً مباشراً في (y) بمقدار (-0.038)، ويؤثر تأثيراً غير مباشر في نفس المتغير من خلال متغيرات أخرى عبر مسارات غير محللة، وإن مجموع قيم المسارات يساوي (-0.075) والذي يساوي معامل الإرتباط البسيط بين (x_2) و (y).

جدول (5) تأثير المتغير (x_2) في المتغير (y)
من إعداد الباحث

المسار	نوعه	قيمته
تأثير (x_2) في (y)	مباشر	$P_{02} = -0.038$
تأثير (x_2) في (y)	غير مباشر	0
تأثير (x_2) في (y) من خلال (x_1)	غير محلل	$P_{01}r_{12} = (-0.094)(-0.087) = 0.0082$
تأثير (x_2) في (y) من خلال (x_3)	غير محلل	$P_{03}r_{32} = (0.597)(-0.098) = -0.059$
تأثير (x_2) في (y) من خلال (x_4)	غير محلل	$P_{04}r_{42} = (-0.234)(-0.063) = 0.0147$
تأثير (x_2) في (y) من خلال (x_5)	غير محلل	$P_{05}r_{52} = (-0.077)(0.018) = -0.0014$
المجموع		-0.075

(3.12) تأثير المتغير التنبؤي (x_3) في المتغير (y)

من خلال جدول (6) الآتي يتبين أن المتغير (x_3) يؤثر بصورة مباشرة في المتغير (y) بمقدار (0.597)، كما ويؤثر تأثيراً غير مباشر في نفس المتغير عبر متغيرات تنبؤية أخرى عن طريق عدة مسارات غير محللة، وإن مجموع قيم جميع المسارات يساوي (0.498) والذي يساوي معامل الإرتباط البسيط بين (x_3) و (y).

جدول (6) تأثير المتغير (x_3) في المتغير (y)
من إعداد الباحث

المسار	نوعه	قيمته
تأثير (x_3) في (y)	مباشر	$P_{03} = 0.597$
تأثير (x_3) في (y)	غير مباشر	0
تأثير (x_3) في (y) من خلال (x_1)	غير محلل	$P_{01}r_{13} = (-0.094)(0.736) = -0.0692$
تأثير (x_3) في (y) من خلال (x_2)	غير محلل	$0.0037P_{02}r_{23} = (-0.038)(-0.098) =$
تأثير (X_3) في (y) من خلال (x_4)	غير محلل	$-0.0325P_{04}r_{43} = (-0.234)(0.139) =$
تأثير (X_3) في (y) من خلال (x_5)	غير محلل	$007P_{05}r_{53} = (-0.077)(0.01) = -0.0$
المجموع		0.498

(4.12) تأثير المتغير التنبؤي (X_4) في المتغير (Y)

يتضح من جدول (7) أعلاه أن المتغير (x_4) يؤثر بطريقة مباشرة في المتغير (y) بمقدار (-0.234)، كما ويؤثر تأثيراً غير مباشر في نفس المتغير عبر متغيرات تنبؤية أخرى عن طريق عدة مسارات غير محللة يمكن توضيح قيمها في جدول (7)، وإن مجموع قيم جميع المسارات يساوي (-0.165) والذي يساوي معامل الإرتباط البسيط بين المتغيرين (x_4) و (y).

جدول (7) تأثير المتغير (x_4) في المتغير (y)

من إعداد الباحث

المسار	نوعه	قيمته
تأثير (x_4) في (y)	مباشر	$P_{04} = -0.234$
تأثير (x_4) في (y)	غير مباشر	0
تأثير (x_4) في (y) من خلال (x_1)	غير محلل	$165P_{01}r_{14} = (-0.094)(0.176) = -0.0$
تأثير (x_4) في (y) من خلال (x_2)	غير محلل	$0.0024P_{02}r_{24} = (-0.038)(-0.063) =$
تأثير (x_4) في (y) من خلال (x_3)	غير محلل	$0.083P_{03}r_{34} = (0.597)(0.139) =$
تأثير (x_4) في (y) من خلال (x_5)	غير محلل	$0007P_{05}r_{54} = (-0.077)(0.001) = -0.0$
المجموع		-0.165

(5.12) تأثير المتغير التنبؤي (X_5) في المتغير (Y)

يبين جدول (8) الآتي أن المتغير (x_5) يؤثر تأثيراً مباشراً في المتغير (y) بمقدار (-0.077)، وكذلك يؤثر بصورة غير مباشرة في نفس المتغير من خلال متغيرات تنبؤية أخرى عن طريق عدة مسارات غير محللة تم توضيح قيمها في جدول (8)، وإن مجموع قيم جميع المسارات يساوي (-0.072) والذي يساوي معامل الإرتباط البسيط بين المتغير (x_5) والمتغير (y).

جدول (8) تأثير المتغير (x_5) في المتغير (y)

من إعداد الباحث

المسار	نوعه	قيمته
تأثير (x_5) في (y)	مباشر	$P_{05} = -0.077$
تأثير (x_5) في (y)	غير مباشر	0
تأثير (x_5) في (y) من خلال (x_1)	غير محلل	$012P_{01}r_{15} = (-0.094)(0.012) = -0.0$
تأثير (x_5) في (y) من خلال (x_2)	غير محلل	$0.0007P_{02}r_{25} = (-0.038)(-0.018) =$
تأثير (x_5) في (y) من خلال (x_3)	غير محلل	$0.006P_{03}r_{35} = (0.597)(0.01) =$
تأثير (x_5) في (y) من خلال (x_4)	غير محلل	$003P_{04}r_{45} = (-0.234)(0.001) = -0.0$
المجموع		-0.072

(13) تفسير التأثيرات المباشرة وغير المباشرة في المتغير التابع

يمكن بيان تفسير المتغيرات التنبؤية لتباين المتغير التابع كما يأتي:

جدول (9) تفسير المتغيرات التنبؤية لتباين المتغير التابع
من إعداد الباحث إستناداً الى برنامج (AMOS)

المتغيرات التنبؤية (x_i)	التأثير الكلي	مربع التأثير الكلي	مقدار تفسير التباين
مجموع الإنتاج الكلي (x_1)	-0.094	0.0088	% 0.88
مجموع القدرات الكهربائية المفقودة (x_2)	-0.038	0.0014	% 0.14
معدل الحمل المُجهز لمدينة بغداد (x_3)	0.597	0.3564	% 35.64
معدل الحمل المطلوب في مدينة بغداد (x_4)	-0.234	0.0547	% 5.47
معدل درجة الحرارة في مدينة بغداد (x_5)	-0.077	0.0059	% 0.59

يتضح من خلال جدول (9) أن أكثر المتغيرات التنبؤية تفسيراً لتباين المتغير التابع هو المتغير (x_3) إذ فسر 35.64 % من التباين الكلي للمتغير التابع (عدد ساعات تجهيز الكهرباء في مدينة بغداد)، ثم يليه المتغير (x_4) إذ فسر 5.47 % من التباين، بينما المتغيرات (x_1، x_5، x_2) فسرت (0.88 % ، 0.59 %، 0.14 %) على الترتيب من التباين.

(14) تقييم ملائمة الأنموذج للبيانات Evaluating the Fit of data

يتم تقييم ملائمة الأنموذج الهيكلي المقترح من قبل الباحث بواسطة مؤشرات احصائية معينة. ويوضح جدول (10) بعض المؤشرات لتقييم مدى ملائمة الأنموذج الهيكلي المقترح لبيانات الدراسة. فإذا كانت هذه القيم ضمن مدى الملائمة فستعكس ملائمة مقبولة أو جيدة وسيكون الأنموذج ملائماً، وبعكس ذلك سيكون الأنموذج غير ملائم لبيانات الدراسة.

جدول (10) مؤشرات مدى ملائمة الأنموذج الهيكلي المقترح
من إعداد الباحث إستناداً الى برنامج (AMOS)

CFI	RMSEA	GFI	CMIN/DF	CMIN
0.0	0.278	0.751	29.225	438.378

ووفقاً للنتائج الواردة في جدول (10)، وعند المقارنة مع حدود الملائمة المقبولة تشير هذه المؤشرات إلى أن الأنموذج الهيكلي المقترح غير مقبول، أي أنه لم يحقق ملائمة جيدة أو مقبولة لبيانات العينة. وبحسب بعض المختصين؛ يعزى سبب ذلك الى جودة البيانات الإحصائية الرسمية التي حصل عليها الباحث إذ إنها لاتمثل انعكاساً للواقع. وكذلك الى نقص في المتغيرات المهمة والتي ينبغي أن يتضمنها الانموذج.

- الإستنتاجات:

1. الأنموذج الهيكلي المقترح من قبل الباحث لم يحقق ملائمة مقبولة لبيانات الدراسة.
2. تعود نسبة (69.4%) من التباين إلى متغير الخطأ (متغيرات لم يتضمنها الأنموذج).
3. هناك عوامل مثل (الإختناقات في منظومة التجهيز) تؤدي إلى نقصان في المتغير Y.
4. الضائعات من الانتاج الكلي للطاقة يمكن أن تؤثر سلباً في تجهيز الكهرباء.
5. زيادة الحمل المجهز يؤدي بدوره إلى زيادة ساعات الطاقة المجهزة.
6. زيادة الحمل المطلوب يؤدي بدوره إلى قله ساعات الطاقة المجهزة.
7. معدل درجة الحرارة اليومي يأثر سلباً في ساعات تجهيز الكهرباء.

- **التوصيات**:

1. استعمال إسلوب تحليل المسار (Path Analysis) في العديد من المجالات وذلك لأهميته في تفسير تباين المتغير التابع، وكذلك تفسير تأثير المتغيرات التنبؤية في المتغير التابع.
2. التركيز على دقة توثيق البيانات وتقليل الأخطاء فيها، للمحافظة على دقة البيانات الرسمية وتقليل أنحراف التقديرات التي تبنى عليها لما تمثله هذه البيانات من أهمية، ولأنها ستستعمل لإتخاذ قرار معين بصددها.
3. إضافة متغيرات تتلائم مع الأنموذج قيد الدراسة لتمثيل الظاهرة بشكل أكفأ.
4. تطوير الطاقة المتجددة مثل الاستفادة من الطاقة الشمسية والرياح لغرض تقليل الضائعات أو القدرات الكهربائية المفقودة بتقليل مسافة النقل، وكذلك تحقيق اقتصاد مستدام صديق للبيئة.
5. تجديد منظومات الكهرباء الخاصة بالنقل والتوزيع المتقادمة منها تدريجاً لتقليل القدرات الكهربائية الضائعة العالية نسبياً بسبب النقل والتوزيع.
6. قيام وزارة النفط العراقية بتوفير النفط والغاز الطبيعي للوصول الى حالة الاكتفاء الذاتي في تلبية طلب محطات توليد الكهرباء؛ مما يقلل القدرات الكهربائية الضائعة نتيجة شحة الوقود وانخفاض ضغط الغاز، بدلاً من إستيراد الغاز الطبيعي بكميات كبيرة وبثمن باهض نسبياً.
7. إفشاء ثقافة ترشيد استهلاك الكهرباء وعلى جميع الصُعد الحكومية منها والصناعية، والمنزلية للمساهمة في زيادة عدد ساعات تجهيز الكهرباء في مدينة بغداد.

- **المصادر**:

1. Al-Ghannam, Mohammad Taha (2005), “Path Analysis and its Application in an Agricultural Experiment”, Tikrit Journal for Administrative and Economic Sciences, Iraq, Vol. 1, No. 2, pp. 119-130.
2. Abu Amra, Ibrahim Salem. (2014) " Use of Path Analysis in the Study of Climatic Factors Affecting the Amount of Rainfall in the Governorate of Ramallah", M.Sc. Thesis, Al-Azhar University, Gaza, Palestine.
3. Al-Rawi, Khasha Mahmoud, (1987) "Introduction to Regression Analysis", Dar Al-Ketab for Printing and Publishing, Mosul University, Iraq, First Edition.
4. Cramer, Duncan & Bryman , Alan (2005) " Quantitative Data Analysis for SPSS 12 and 13 :A Guide for Social Scientists", Routledge, New York .
5. Duncan, Otis Dudley (1966). “ Path Analysis: Sociological Examples ”, The American Journal of Sociology, Vol. 72, No. 1, pp. 1-16.
6. Fox, John (2002) . "Structural Equation Models", GoBookee.net , from: http://cran.r-project.org/doc/contrib/Fox-Companion/appendix-sems.pdf
7. Jonnada, R. K. & Fegely, K. A . (1974). "Path Analysis in System Science”, LEEE Transactions on system, Man, and cybernetics, Vol . 4, No.5, pp. 418-524.
8. Schumacker, Randall E. & Lomax, Richard G. (2010). “A Beginner’s Guide to Structural Equation Modeling ” , Third Edition, The University of Alabama. New York: Routledge.
9. Stoelting, Ricka (2002). “ Structural Equation Modeling/Path Analysis”, from: https://pdfs.semanticscholar.org/3604/41289d6299a320818b3ea74e9dbfec38f307.pdf
10. Tatar, Cigdim (2015). “ Structural Equation Modeling (SEM) and its Applications”, M.Sc. Thesis, Dokuz Eylul University.

Study Impact of Some Factors on Daily Number of Hours Providing of Electricity in Baghdad City Using Path Analysis

Salih Razzaq Salih Owaid Assist. Prof. Dr. Adel Ahmed Haddow

Abstract

Factors affecting the number of hours of electricity supply in Baghdad city were studied. The sample consisted of (365) daily observation for 2018, and were represented by six variables used in the study. The main objective was to study the relationship between these variables and to estimate the effects of predictor variables on the dependent variable (number of hours of electricity supply in Baghdad). To achieve this, structural equation modeling / path analysis and AMOS, multi-linear regression model analysis using SPSS. It is clear from the latter that there are statistically significant relationships between study variables, and that there is a significant effect of the predictive variables combined in the dependent variable (y), and using EViews. Using the structural equation modeling, it was found that the most predictor variables explained the variance of the dependent variable (x_3), explaining (35.64 %) of the total variance, while the other variables (x_4, x_1, x_5, x_2) interpreted (5.47%, 0.88%, 0.59%, 0.14%) respectively of the contrast.

According to the indicators of appropriateness assessment, it was found that the proposed structural model did not achieve an acceptable suitability for the study data. Some specialists attributed this to the quality of the official statistical data obtained by the researcher, as it is not a reflection of reality

Keywords: **Structural Equation Modeling (SEM), Path Analysis, AMOS, Multiple Linear Regression Model, Multicollinearity, Heteroskedasticity, Auto-Correlations, Goodness of Fit Index.**