



تحسين دقة التنبؤ بمعدلات الوفاة في ظل خطر طول العمر باستخدام خوارزميات الذكاء الاصطناعي

إعداد

د. محمد أحمد فؤاد البرقاوي

مدرس بقسم الإحصاء التطبيقي والتأمين

كلية التجارة جامعة المنصورة

elbarkawy@mans.edu.eg

د. جيهان مسعد المعداوي

أستاذ مساعد بقسم الإحصاء التطبيقي والتأمين

كلية التجارة جامعة المنصورة

gehanelmadawy@yahoo.com

د. محمد مسعد المعداوي

مدرس بقسم الإحصاء والتأمين

كلية التجارة جامعة الزقازيق

melmadawye@zu.edu.eg

مجلة البحوث التجارية - كلية التجارة جامعة الزقازيق

المجلد الخامس والأربعين - العدد الثالث يوليه 2023

رابط المجلة: <https://zcom.journals.ekb.eg/>

ملخص

يهدف البحث إلى بيان كيفية تطبيق بعض النماذج الحديثة لتحسين دقة التنبؤ بمعدلات الوفاة مع الأخذ في الاعتبار التحسن في الرعاية الصحية والذي أدى إلى ظهور ظاهرة طول العمر، حيث أن التنبؤ الجيد بمعدلات الوفاة يساعد شركات تأمينات الحياة والحكومات في إدارة مخاطر الوفيات ومخاطر طول العمر بشكل أفضل، ونتج عن تطبيق النموذج المقترح نتائج أكثر دقة في التنبؤ بمعدلات الوفاة وفقاً لمعيارَي (RMSE , AFE) وأكثر تعبيراً عن التوزيع الديموغرافي في المجتمع بالشكل الذي يعكس أثر التغير في العوامل التي تؤثر على معدلات الوفاة. ومن أهم النتائج التي توصلت إليها الدراسة امكانية استخدام النموذج المقترح في التنبؤ باحتمالات الوفاة للفئات العمرية المختلفة وفي فترة زمنية مستقبلية تصل إلى ستة عشر سنة. وتوصي الدراسة بتطبيق خوارزميات الذكاء الاصطناعي وخصوصاً طريقة (ANN) في تأمينات الحياة للتنبؤ بمعدلات الوفاة أو معدلات الوفاة المركزية.

الكلمات الرئيسية: معدلات الوفاة، خطر طول العمر، نموذج (Lee-Carter) ، خوارزميات الذكاء الاصطناعي ، الشبكات العصبية

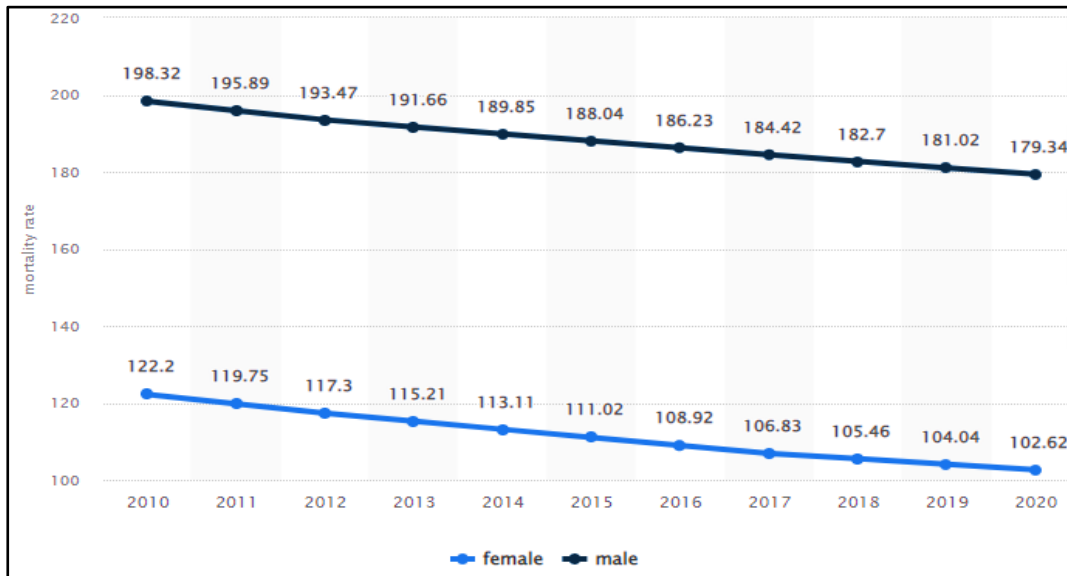
1- المقدمة:

دراسة النماذج الإحصائية المستخدمة في تحليل معدلات الوفاة والتنبؤ بها يشغل أهمية كبيرة بين الأكاديميين والخبراء الاكتواريين وخبراء التخطيط الاقتصادي وذلك نتيجة للأهمية البالغة لمعدلات الوفاة في وضع الخطط المستقبلية لكلاً من:

- شركات تأمينات الحياة.
- هيئة التأمينات الاجتماعية والمعاشات.
- تطوير الخدمات المقدمة للتأمين الصحي.

حيث تؤكد بعض الدراسات اختلاف معدلات الوفاة المحسوبة باختلاف الفترات الزمنية التي تم تقدير معدلات الوفاة خلالها وذلك عند نفس الفئات العمرية، فمن الملاحظ تناقص معدلات الوفاة سواء للذكور أو للإناث تدريجياً بمرور الزمن وذلك منذ بدايات القرن العشرين كما يظهر في الشكل البياني التالي:

(الأرقام في الألف)



شكل رقم (1) تطور معدلات الوفاة خلال الفترة من 2010 إلى 2020

نلاحظ من الشكل السابق اتجاه معدلات الوفاة سواء للذكور أو للإناث للانخفاض التدريجي المستمر⁽¹⁾ من سنة 2010 حتى سنة 2020 وهذا قد يكون مؤشر هام لتحسن المستوى الصحي

(1) ص = 0.325 - 0.024 س (الخطأ المعياري للتقدير 0.082).

العام، وهذا التحسن لابد أن يتبعه تحديث للأساليب المستخدمة في التنبؤ بمعدلات الوفاة المستقبلية مما قد يؤدي إلى إعادة النظر في وضع الخطط المستقبلية.

ونظراً لأن معدلات الوفاة تعتبر من أهم المؤشرات الديموغرافية ولما لها من أهمية في وضع خطط التنمية المستقبلية في المجتمع، واعتبارها أساساً لحساب قيم الدفعات في تأمين الحياة وعنصر مهم يمكن من خلالها إستغلال موارد التأمينات الإجتماعية وتوزيعها بشكل ملائم، دعت الضرورة لوجود بعض النماذج الحديثة التي تستخدم في قياس أثر التغيرات التي تطرأ على معدلات الوفاة لمجتمع ما والتي قد تنتج عن تحسن المستوى الصحي أو الإقتصادي أو الإجتماعي، فاستخدام النماذج الإحصائية الحديثة في التنبؤ بمعدلات الوفاة المستقبلية يمكن من فصل أثر العوامل المراد التنبؤ بها والتنبؤ بمتغيرات جديدة تعطي تصور مستقبلي لمدى استقرار معدلات الوفاة التي تحققت في فترات سابقة، مع وضع تنبؤ بالظروف المحيطة التي قد تؤثر على هذه المعدلات وذلك تبعاً للغرض المراد استخدام هذه المعدلات فيه [البلقيني وآخرون، 2013، 624].

وتتبع أهمية التنبؤ بمعدلات الوفاة من أهمية استخدام هذه المعدلات في العديد من المجالات وبشكل خاص تلك التي تعتمد التزاماتها المستقبلية على معدلات الوفاة مثل التأمين والتأمينات الاجتماعية، بل وتتباين أهميتها بالنسبة للتأمين بشكل عام عنها في التأمينات الاجتماعية ومن الممكن عرض ذلك بشكل مختصر على النحو التالي [البلقيني وآخرون، 2013، 625:627]:

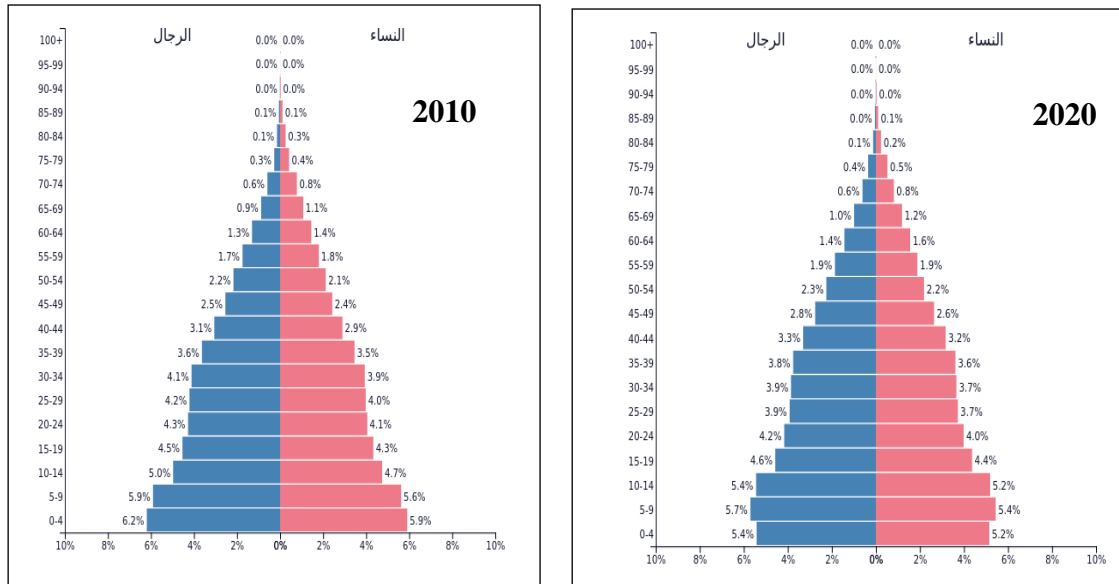
2- مشكلة البحث

تشير العديد من الدراسات إلى أن نموذج (Lee-Carter) بصفة عامة يعتبر من أفضل النماذج العشوائية التي تستخدم في التنبؤ بمعدلات الوفاة المستقبلية حيث يعتمد النموذج بشكل أساسي على الاتجاهات العمرية والزمنية الماضية التي تستنبط من البيانات التاريخية خلال فترة الخبرة [Nigri, et al, 2019, 1].

ويعتمد نموذج (Lee-Carter) في تقديره لمعدلات الوفاة على ثلاثة معلمات أساسية (k_t, a_x, b_x) ، بالنسبة للمعلمتين (a_x, b_x) فإنهما تعتمدان في تقديرهما على الفئات العمرية وهما من ثوابت النموذج أما المعلمة (k_t) والتي تصف اتجاه معدلات الوفاة عبر الزمن فإنها تلعب دوراً مهماً في تقدير معدلات الوفاة المستقبلية وتستخدم معظم الدراسات السابقة طريقة (ARIMA) للتنبؤ بقيمة المعلمة (k_t) في المستقبل، ولكن يوجد العديد من السلبيات التي ظهرت نتيجة لاستخدام طريقة (ARIMA) في تقدير قيمة المعلمة (k_t) ومن أهمها أنها نماذج خطية، لذا

لا يمكنها التعامل مع العلاقات غير الخطية أو الديناميكيات المعقدة مثل الصدمات المفاجئة بالإضافة إلى أن (ARIMA) نماذج بارامترية وتعتمد على افتراضات حول البيانات ويمكن أن تؤثر القيم المتطرفة والقيم المفقودة على تقدير النموذج ودقة التنبؤ، لذلك تحتاج البيانات إلى المعالجة المسبقة قبل التطبيق فنماذج (ARIMA) ليست مناسبة للسلاسل الزمنية القصيرة جداً أو الطويلة جداً لأنها قد لا تحتوي على معلومات كافية أو تصبح غير مستقرة بمرور الوقت [Nigri, et al, 2019, 1].

لذلك كان لابد من البحث عن أسلوب بديل لتقدير قيمة المعلمة (k_t) بحيث يعالج عيوب طريقة (ARIMA) مما يساهم في أن تكون معدلات الوفاة المتنبأ بها أكثر دقة ومن هنا جاء اقتراح تطبيق طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) لأنها أكثر ملاءمة في التنبؤ وخصوصاً في النماذج غير الخطية مقارنة بالطرق الأخرى.



شكل رقم (2) مقارنة بين الهرم السكاني للسنوات 2010 و 2020

نلاحظ من الشكل السابق والخاص بالهرم السكاني في جمهورية مصر العربية تزايد نسبة السكان في الفئات العمرية الكبيرة في عام 2020 مقارنة بعام 2010 حيث بلغت نسبة السكان الذكور في الفئة العمرية (60-65) 2,3% من إجمالي السكان عام 2020 أما في عام 2010 بلغت 2,2% كما بلغت نسبة السكان الإناث في الفئة العمرية (60-65) 2,2% من إجمالي السكان عام 2020 أما في عام 2010 بلغت 2,1% كذلك بلغت نسبة السكان الذكور في الفئة العمرية (65-70) 1,4% من

إجمالي السكان عام 2020 أما في عام 2010 بلغت 1,3% كما بلغت نسبة السكان الإناث في الفئة العمرية (60-65) 1,6% من إجمالي السكان عام 2020 أما في عام 2010 بلغت 1,4%¹⁰ بناءً على ما سبق تتلخص مشكلة البحث فيما يلي:

1- التنبؤ بمعلمة الزمن (k_t) باستخدام طريقة (ARIMA) التقليدية لا يعطي دقة عالية في التنبؤ بمعدلات الوفاة المستقبلية.

2- تعديل نموذج (Lee-Carter) وتقدير قيمة المعلمة (k_t) باستخدام خوارزميات الذكاء الاصطناعي لمحاولة تحسين دقة التنبؤ بمعدلات الوفاة المستقبلية.

3- الهدف من البحث

الهدف العام للبحث هو المساهمة ببعض النماذج الحديثة التي تستخدم في دراسة المشكلة الأساسية السابق الإشارة إليها والمتمثلة في وجود بعض السلبيات في تقدير قيمة معلمة الزمن (k_t) في نموذج (Lee-Carter) باستخدام طريقة (ARIMA) لذلك يحاول البحث الوصول إلى تعديل نموذج (Lee-Carter) وذلك للوصول إلى نموذج هجين (Hybrid Lee-Carter). وبالتالي فإن هدف الدراسة هو تعديل نموذج (Lee-Carter) وتقدير قيمة المعلمة (k_t) باستخدام خوارزميات الذكاء الاصطناعي لمحاولة تحسين دقة التنبؤ بمعدلات الوفاة المستقبلية.

4- أهمية البحث

تتبع أهمية البحث من أهمية معدلات الوفاة في العديد من المجالات، وبخاصة المجالات التي تعتمد مزاياها المستقبلية على معدلات الوفاة حيث تختلف أهمية معدلات الوفاة لكل من الدراسات الديموغرافية للمجتمع عنها لمجال التأمين، وتختلف أيضاً بالنسبة لمجال التأمين بشكل عام عنها في التأمينات الاجتماعية.

وبالتالي يمكن تلخيص أهمية البحث في النقاط التالية:

- التنبؤ الجيد بمعدلات الوفاة يساعد شركات التأمين على الحياة والحكومات على إدارة مخاطر الوفيات ومخاطر طول العمر بشكل أفضل، لأن احتمال الوفاة يعد المكون الرئيسي لتسعير منتجات التأمين على الحياة وتأمين الضمان الاجتماعي الذي تقدمه الحكومات.
- تعديل نموذج (Lee-Carter) التقليدي من الممكن أن يحسن دقة التنبؤ بمعدلات الوفاة.

1- الجهاز المركزي للتعبئة العامة والإحصاء.

- تقدير قيمة المعلمة (k_t) في المستقبل باستخدام طريقة (ANN) بدلاً من أسلوب (ARIMA).

5- حدود البحث:

1. تقتصر الدراسة التطبيقية على بيانات الوفيات المستخرجة من الجهاز المركزي للتعبئة العامة والإحصاء في جمهورية مصر العربية.
2. تقتصر الحدود الزمنية على الفترة من عام 2000 إلى عام 2020 م.

6- منهجية البحث

تعديل نموذج (Lee-Carter) التقليدي وتقدير معلماته باستخدام طريقة SVD ثم التنبؤ بقيمة معلمة الزمن (k_t) في المستقبل باستخدام خوارزمية الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) بدلاً من أسلوب (ARIMA) واستخدام النموذج بعد التعديل في تقدير معدلات الوفاة المستقبلية خلال الفترة عام 2024 إلى عام 2040 م.

7- فروض البحث:

1- هناك فروق جوهرية ذات دلالة احصائية بين استخدام أسلوب السلاسل الزمنية (ARIMA) وخوارزمية الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) في التنبؤ بالقيم المستقبلية لمعلمة الزمن (k_t) .

2- خوارزمية الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) كإحدى طرق الذكاء الاصطناعي تعطي نتائج أفضل في التنبؤ بالقيم المستقبلية لمعدلات الوفاة.

8- مراجعة الدراسات السابقة:

دراسة (Wei Hong، 2021) بعنوان:

"Forecasting mortality rates using hybrid Lee-Carter model,"

"neural network and random forest

استخدمت تلك الدراسة نموذج (LC) للتنبؤ بمعدلات الوفاة في ماليزيا وخصوصاً نموذج (LC ARIMA) وكذلك تم الدمج بين نموذج (Lee-Carter) وطريقتين من طرق تعلم الآلة (Machin learning) وهما أسلوب الغابة العشوائية (RF) وأسلوب الشبكات العصبية (NN)

وتوصل البحث إلى أن طريقة LC-NN وطريقة LC-ARIMA هما من أفضل النماذج المستخدمة في التنبؤ بمعدلات وفيات الذكور والإناث في ماليزيا.

دراسة (Atemnkeng، 2021) بعنوان:

" Estimation of longevity risk and mortality modelling "

هدفت تلك الدراسة إلى التوصل لنموذج يمكن من خلاله قياس وفهم وتحليل خطر طول العمر، مع التركيز على خطط دفعات المعاش والتقاعد وقد اقترح البحث استخدام نموذج (Lee-Carter) التقليدي في التنبؤ بمعدلات الوفاة نظراً لأنه من النماذج واسعة الانتشار في التنبؤ بمعدلات الوفاة في الولايات المتحدة الأمريكية وتوصلت الدراسة إلى جودة أداء نموذج Lee-Carter في التنبؤ بمعدلات الوفاة للإناث والذكور.

دراسة (Mardiyati and M. Malik, 2019) بعنوان:

Forecasting Indonesian mortality rates using by Lee-Carter model and regression linear model.

أوضحت تلك الدراسة أن معدل الوفيات أهم عنصر من عناصر تقدير سعر تأمينات الحياة وبالتالي هدفت الدراسة إلى بناء جدول وفاة في إندونيسيا باستخدام النموذج (Lee-Carter) التقليدي وتم تقدير معاملات النموذج بواسطة طريقة (Least Square) وطريقة (Newton Raphson) وبعد تقدير المعلمات بالطرق السابقة تم حساب قيمة معلمة الزمن (k_r) بواسطة نموذج الانحدار الخطي، وتم قياس دقة تقدير المعلمات بواسطة طريقة (MAPE) وتوصلت الدراسة إلى الدالة المستخدمة في بناء جدول الوفاة من واقع خبرة المؤمن عليهم باستخدام نموذج (Lee-Carter) ونموذج الانحدار الخطي البسيط.

دراسة (Blackburn, 2016) بعنوان:

Longevity risk management and shareholder value for a life annuity business.

هدفت تلك الدراسة إلى دراسة خطر طول العمر في شركة التأمين وأهم المتغيرات التي تؤثر عليه وتأخذ في الاعتبار الحلول البديلة لإدارة خطر طول العمر وذلك لتحديد أيها أكثر فائدة للمساهمين في شركة التأمين.

كما قامت الدراسة بتطوير نموذج القيمة السوقية الذي يتوافق مع حالة السوق باقتراح معاش سنوي ويمكن استخدام هذا النموذج لتقييم تأثير استراتيجيات إدارة مخاطر طول العمر المختلفة على قيمة المساهمين في شركات التأمين على الحياة وأثارها على الملاءة المالية.

دراسة (البقيني وآخرون، 2013)

" استخدام طريقة Lee-Carter للتنبؤ بمعدلات الوفيات "

هدفت إلى تطبيق نموذج Lee-Carter التقليدي للتنبؤ بمعدلات الوفاة وتم التطبيق على البيانات القومية المصرية لكل من الذكور والإناث والتي تقسم لفئات عمرية خمسية وذلك عن الفترة الزمنية من (1937-2010) وتوصل البحث إلى أن تطبيق هذا النموذج في التنبؤ يعطي نتائج جيدة، وقد أوصت الدراسة بالاتجاه إلى التنبؤ باستخدام أساليب ومناهج جديدة وذلك بتقديم نموذج Lee Carter كأحد هذه النماذج.

دراسة (شعبان، 2015)

" إسقاطات الوفاة كأساس للتنبؤ بالتغير في معدلات الوفاة "

تناولت الدراسة طريقة Carter-Lee للتنبؤ بمعدل الوفيات لدولة أيرلندا وقد تم استخدام بيانات الفترة الزمنية 1960-2001 للتنبؤ بمعدل الوفيات للفترة الزمنية 2002-2031 كما تم إيجاد الأخطاء الناتجة من تقدير نموذج Carter-Lee وكذلك نموذج RWD الذي هو أفضل نموذج ملائم للتنبؤ بالسلسلة الزمنية لدليل الوفاة وتوصلت الدراسة إلى أن معدلات الوفاة وأن تقدير المعلمة (k_t) يشير إلى التناقص الخطي المتواصل في دليل الوفاة.

9- نظرة عامة على النموذج المقترح

نموذج (Lee-Carter-LC) [Hong, et al, 2021, 165].

في عام (1992) طور الأمريكيان (Ronald Lee and Lawrence Carter) نموذج إحصائي للتنبؤ بمعدلات الوفاة العمرية المحددة (Age Specific Deaths Rate) والتي عرفت بعد ذلك باسميهما (Lee-Carter Method)، حيث اعتمد النموذج بشكل أساسي على الاتجاهات العمرية والزمنية الماضية التي تستنبط من البيانات التاريخية خلال فترة الخبرة المستخدمة في تقدير النموذج الإحصائي المعروف باسم (Lee Carter Model) ونموذج (LC) نموذج استقرائي (Extrapolative Method) يعمل على بيان تأثير الجوانب الاجتماعية والصحية

والعوامل المؤثرة الأخرى على الوفيات وأنها تقوم على أساس ربط النموذج الإحصائي الديموغرافي بنماذج السلاسل الزمنية (Time Series) للتنبؤ بمعدلات الوفيات المستقبلية Forecast Death Rates. لذلك فإن نموذج (LC) يعتبر نموذج إحصائي وديموغرافي يستخدم في التنبؤ بمعدلات الوفاة على المدى الطويل وكذلك يستخدم في تقدير متوسط العمر المتوقع للأفراد محل الدراسة.

ونموذج Lee Carter هو نموذج بسيط جداً لتقدير الوفيات لفترة زمنية طويلة ويستخدم في التنبؤ بمعدلات الوفيات العمرية للسكان حيث تم استخدامه بنجاح في العديد من الدول المتقدمة التي تهتم ببناء الخطط الاقتصادية والاجتماعية وغيرها. يتم تقدير معالم النموذج باستخدام طريقة تحليل القيمة المفردة (SVD) Singular Value Decomposition، ثم التنبؤ بمعامل تغيير الزمن (k_t) باستخدام متوسط الحركة المتكاملة للانحدار التلقائي (ARIMA).

الفرض الأساسي لنموذج (LC) هو وجود علاقة خطية تربط بين لوغاريتم معدل الوفيات المركزية ($m_{x,t}$) والفئة العمرية للفرد (x) والفترة الزمنية (t) حيث:

$$m_{x,t} = e^{a_x + b_x k_t + \varepsilon_{x,t}}, \quad t = 1, 2, 3 \dots \omega \quad (1)$$

بأخذ لوغاريتم الطرفين فتصبح المعادلة رقم (1) على الشكل التالي:

$$\ln(m_{x,t}) = a_x + b_x k_t + \varepsilon_{x,t}, \quad t = 1, 2, 3 \dots \omega \quad (2)$$

حيث:

$m_{x,t}$: معدل الوفيات المركزي لشخص عمره (x) خلال الفترة الزمنية (t).

k_t : مؤشر الوفاة أو معلمة الزمن للفترة الزمنية (t).

a_x : متوسط معدل الوفيات المركزي عند عمر معين.

b_x : الانحراف في معدل الوفيات بسبب التغيرات في المؤشر (k_t).

$\varepsilon_{x,t}$: الخطأ العشوائي عند العمر (x) خلال الفترة (t) بافتراض أنه يتبع التوزيع الطبيعي

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

معلمة الزمن (k_t) تصف الاتجاه الزمني للوغيتم معدلات الوفيات في جميع الأعمار، و هذا النموذج لا يتضمن افتراضات حول معلمة الزمن (k_t)، كما يمكن التنبؤ بالمعلمة في

المستقبل واستخدامها لاستخلاص توقعات الوفيات المستقبلية أما بالنسبة لمعلمة العمر (b_x) تبين أيّاً من معدلات الوفيات ينخفض بسرعة وأياً منها ينخفض ببطء، فإذا كانت البيانات المستخدمة في تقدير النموذج الرياضي لمدة زمنية طويلة فإننا سنلاحظ أن قيم المعلمة (b_x) ستأخذ الإشارات الموجبة فقط.

ومن خصائص نموذج (LC) أنه لا يوجد حل وحيد لهذا النموذج فإذا كان لدينا (A_x, B_x, C_x) تمثل حلولاً للمعادلة رقم (1) لأي عدد حقيقي ثابت مثل (c) يكون الحل وفق الشكل التالي [Basellini, et al, 2021, 165]:

$$a - bc, b, k + c$$

أو

$$a - bc, \frac{k}{c}$$

وللوصول إلى حل وحيد لهذا النموذج وتقدير معلماته وضع كلاً من (Ronald Lee and Lawrence Carter) شرطين للنموذج والتي يطلق عليهما شروط الطبيعية (Normalization Conditions) وهما:

$$\sum_{x=1}^N b_x = 1 \quad , \quad \sum_{x=1}^N k_t = 0$$

حساب معدل الوفيات المركزي [Atemnkeng, 2021, 30]:

$$m_{(x,t)} = \frac{D_{(x,t)}}{E_{(x,t)}} \quad (3)$$

$D_{(x,t)}$: عدد الوفيات في الفئة العمرية (x) خلال الفترة الزمنية (t).

$E_{(x,t)}$: متوسط عدد الأحياء في الفترة العمرية (x) في السنة (t).

بعد حساب معدل الوفاة المركزي لكل عمر يتم تكوين مصفوفة تحتوي على معدلات الوفاة المركزية حيث:

$$x: (x = x_1, x_2, \dots, x_N)$$

$$t: (t = t_1, t_1 + 1, t_1 + 2, \dots, t_1 + T - 1)$$

تقدير المعلمة (\hat{a}_x)

من المعادلة رقم (1) يمكن الحصول على تقدير لمعدلات الوفاة عند الفئات العمرية المختلفة ولكي نستطيع تقدير معدلات الوفاة لابد من تقدير معاملات النموذج المختلفة ونبدأ أولاً بتقدير المعلمة (\hat{a}_x) باستخدام طريقة المربعات الصغرى والتي يتم فيها الحصول على تقدير

المعاملات بتخفيض قيمة الخطأ العشوائي أي يكون $(\sum_{x=1}^n \varepsilon(x,t) = 0)$ وبالتالي يمكن إعادة

كتابة المعادلة رقم (1) على الشكل التالي [Safitri, et al, 2018, 2]:

$$\sum_{t=1}^T \ln(m_{x,t}) = \sum_{x,t} (a_x + b_x k_t + \varepsilon_{x,t})$$

$$\sum_{t=1}^T \ln(m_{x,t}) = \sum_{t=1}^T a_x + \sum_{t=1}^T b_x k_t + \sum_{t=1}^T \varepsilon_{x,t}$$

$$\sum_{t=1}^T \varepsilon_{x,t} = \sum_{t=1}^T \ln(m_{x,t}) - \sum_{t=1}^T a_x - \sum_{t=1}^T b_x k_t$$

$$\sum_{t=1}^T \varepsilon_{x,t} = \sum_{t=1}^T \ln(m_{x,t}) - T a_x - b_x \sum_{t=1}^T k_t$$

$$a_x = \frac{1}{T} \sum_t \ln m_{x,t} \quad , \quad x = 0, 1, 2, \dots, A$$

وحيث أن $(\sum_{x=1}^n \varepsilon_{(x,t)} = 0)$ فإن:

$$\sum_{t=1}^T \ln(m_{x,t}) - T a_x - b_x \sum_{t=1}^T k_t = 0$$

وحيث أن $(\sum_{x=1}^T K_t = 0 \quad , \quad \sum_{x=1}^N b_x^2 = 0)$ فإن:

$$\sum_{t=1}^T \ln(m_{x,t}) - Ta_x = 0$$

$$Ta_x = \sum_{t=1}^T \ln(m_{x,t})$$

$$a_x = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \ln(m_{x,t})$$

وبالتالي يتم تقدير قيمة المعلمة (\hat{a}_x) بأخذ متوسط لوغاريتم معدل الوفيات المركزي ($m_{x,t}$) حيث:

$$\hat{a}_x = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \ln(m_{x,t}) \quad (4)$$

تقدير المعلمات (b_x) ، (k_t):

الخطوة التالية بعد تقدير قيمة المعلمة (\hat{a}_x) هي تقدير المعلمات (b_x) ، (k_t) باستخدام طريقة القيمة المفردة (SVD) .
فإذا كان لدينا المصفوفة ($A_{x,t}$) والتي تحتوي على العناصر التي يتم تكوينها باستخدام العلاقة التالية:

$$\ln(m_{x,t}) - a_x = b_x - k_x$$

ثم يتم تطبيق طريقة (SVD) على المصفوفة ($A_{x,t}$) للحصول على القيم التقديرية للمعلمات (b_x) ، (k_t) كما يلي [Hong, et al, 2021, 166]:

$$\begin{aligned} SVD(A_{x,t}) &= UDV^T \\ &= D_1 U_{x,1} V_{t,1} + D_2 U_{x,2} V_{t,2} + \dots + D_T U_{x,T} V_{t,T} \\ &= \sum_{i=1}^T D_i U_{x,i} V_{t,i} \end{aligned} \quad (5)$$

حيث:

(U): مصفوفة متعامدة من الدرجة ($m \times m$) تتكون عناصرها من قيم تعتمد على العمر (X) وتأخذ المصفوفة (U) الشكل التالي:

$$U = \begin{bmatrix} u_{1,1} & u_{1,2} & u_{1,3} & \dots & u_{1,m} \\ u_{2,1} & u_{2,2} & u_{2,3} & \dots & u_{2,m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ u_{m,1} & u_{m,2} & u_{m,3} & \dots & u_{m,m} \end{bmatrix}$$

(V): مصفوفة قطرية من الدرجة ($n \times n$) تتكون عناصرها من قيم تعتمد على السنوات (t) وتأخذ المصفوفة (V) الشكل التالي:

$$V = \begin{bmatrix} v_{1,1} & v_{1,2} & v_{1,3} & \dots & v_{1,n} \\ v_{2,1} & v_{2,2} & v_{2,3} & \dots & v_{2,n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ v_{n,1} & v_{n,2} & v_{n,3} & \dots & v_{n,n} \end{bmatrix}$$

(D): مصفوفة قطرية من الدرجة ($m \times n$) تتكون عناصرها من قيم تعتمد على العمر (x) وتأخذ المصفوفة (D) الشكل التالي:

$$D = \begin{bmatrix} \sigma_{1,1} & \sigma_{1,2} & \sigma_{1,3} & \dots & \sigma_{1,n} \\ \sigma_{2,1} & \sigma_{2,2} & \sigma_{2,3} & \dots & \sigma_{2,n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ u_{m,1} & u_{m,2} & u_{m,3} & \dots & u_{m,n} \end{bmatrix}$$

ويكون الشكل النهائي للمصفوفة (D) على الشكل التالي:

$$D = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \dots, \sigma_r) \quad , \quad \text{where } \sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \sigma_3 \geq \dots \geq \sigma_r$$

وبالتالي يمكن إعادة كتابة المعادلة رقم (5) على النحو التالي:

$$\begin{aligned} SVD(A_{x,t}) &= UDV^T \\ &= \sigma_1 U_{x,1} V_{t,1} + \sigma_2 U_{x,2} V_{t,2} + \dots + \sigma_T U_{x,T} V_{t,T} \\ &= \sum_{i=1}^T \sigma_i U_{x,i} V_{t,i} \end{aligned} \quad (6)$$

لتقدير المعلمات (k_t, b_x) فإن نموذج LC وحسب طريقة القيمة المفردة (SVD) يستخدم فقط المصفوفة من الدرجة $(r=1)$ لذلك فإن:

$$\hat{A}_{x,t} = \sigma_1 U_{x,1} V_{t,1} = \hat{b}_x \hat{k}_t$$

وبالتالي فإن القيمة المقدرة للمعلمة (b_x) يمكن الحصول عليها من خلال العمود الأول من المصفوفة (U) حيث:

$$\hat{b}_x = \begin{bmatrix} u_{1,1} \\ u_{2,1} \\ \dots \\ u_{x,1} \end{bmatrix}^T$$

وبالمثل فإن القيمة المقدرة للمعلمة (k_x) يمكن الحصول عليها من خلال ضرب الرقم الأول في العمود الأول من مصفوفة القيمة المفردة (D) أي القيمة المفردة الأولى (σ_1) في العمود الأول من المصفوفة (V) حيث:

$$\hat{k}_x = \sigma_1 \begin{bmatrix} v_{1,1} \\ v_{2,1} \\ \dots \\ v_{t,1} \end{bmatrix}$$

وحيث أن $(\sum_{x=1}^T k_t = 0, \sum_{x=1}^N b_x^2 = 0)$ فإن:

$$\hat{b}_x = \frac{1}{\sum_x u_{x,1}} \begin{bmatrix} u_{1,1} \\ u_{2,1} \\ \dots \\ u_{x,1} \end{bmatrix}^T \quad (7)$$

$$\hat{k}_x = \sum_x u_{x,t} \times \sigma_1 \times \begin{bmatrix} v_{1,t} \\ v_{2,t} \\ \dots \\ v_{t,t} \end{bmatrix} \quad (8)$$

تقدير المعلمات بالطريقة السابقة من الممكن أن يظهر اختلاف بين معدلات الوفاة المقدرة ومعدلات الوفاة الفعلية ولمعالجة هذه المشكلة لابد من إعادة تقدير قيمة المعلمة (k_t) لكل الفترات الزمنية (t) لكي تحقق الشرط التالي:

$$\sum_x D_{x,t} = \sum_x E_{x,t} e(\hat{a}_x + \hat{b}_x \hat{k}_x)$$

حيث:

$\hat{a}_x, \hat{b}_x, \hat{k}_x$: تمثل القيم المقدرة للمعلمات.

$D_{x,t}$: تمثل عدد الوفيات عند العمر (x) في السنة (t) .

$E_{x,t}$: تمثل عدد السكان عند العمر (x) في السنة (t) .

النموذج التقليدي للتنبؤ بقيمة المعلمة (k_t)

يهدف نموذج (Lee-Carter) إلى تقدير قيم المعلمات (a_x, b_x, k_t) باستخدام الافتراضات الأساسية للنموذج واتباع الخطوات والاشتقاقات السابق الإشارة إليها، حيث تعتبر معلمة الزمن (k_t) أو دليل الوفاة من أهم معلمات نموذج (Lee-Carter) وتقديرها باستخدام طريقة (SVD) السابق توضيحها يعطي تصور عن سلوك معدلات الوفاة خلال سنوات الدراسة ولكن لا يمكن استخدام قيم المعلمة المقدرة باستخدام طريقة (SVD) في التنبؤ بمعدلات الوفاة المستقبلية.

لذلك تكون الخطوة التالية هي التنبؤ بقيم معلمة الزمن (k_t) وذلك عن طريق تكوين

سلسلة زمنية بالقيم المقدرة المعلمة (k_t) باستخدام طريقة (SVD) ثم استخدام "أسلوب تحليل

السلاسل الزمنية "ARIMA Autoregressive Integrated Moving Average" واستخدام نموذج التنبؤ "Random Walk With Drift".

ونموذج (ARIMA) يمثل أكثر النماذج استخداماً في تحليل السلاسل الزمنية، والتي تهدف إلى تحليل السلاسل الزمنية المستقرة ويتكون هذا المقطع من ثلاث أجزاء وهي [محمد، أبو زيد، 2021، 123-124]:

- الانحدار الذاتي (AR) ويتم الإشارة إلى رتبة الانحدار الذاتي بالرمز P ويمكن تفسيرها على أنها درجة اعتمادية القيم الفردية للبيانات على القيم السابقة لها.
 - التكامل (I) يتم الإشارة إلى درجة المتوسط المتحرك بالرمز q وهي تعكس درجة اعتماد قيم السلسلة الحالية على الأخطاء العشوائية¹ للسلسلة سواء في نفس الزمن أو في أزمنة سابقة.
 - المتوسط المتحرك (MA) والتي يتم الاعتماد عليه في استقرار السلسلة فيرمز لها بالرمز d وهي تشير إلى درجة الفرق المطلوب حتى تكون السلسلة مستقرة.
- وتعتمد فكرة تحليل السلاسل الزمنية على تقدير نموذج رياضي يستطيع أن يحاكي التدرج التاريخي للظاهرة محل الدراسة، وهو ما يمكن من تقدير قيم السلسلة الزمنية بدقة واستخدامه في التنبؤ بالقيم المستقبلية لهذه الظاهرة، بالإضافة إلى تخفيض قيمة بواقي النموذج أقل ما يمكن ولا يوجد بها ارتباط داخلي.

يمكن التنبؤ بقيمة المعلمة (k_t) المستقبلية باستخدام نموذج ARIMA باستخدام المعادلة التالية:

$$k_t = k_{t-1} + c + e_t \sigma$$

حيث:

$$e_t \approx N(0,1)$$

C: تعبر عن التغير الخطي للمعلمة (k_t) وغالباً تكون قيمتها سالبة.

$$c = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (k_t - k_{t-1})$$

$e_t \sigma$: تعبر عن الانحرافات المختلفة في التغير الخطي للمعلمة (k_t) وغالباً تكون عشوائية

$$\left(SE = \sqrt{\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (k_t - k_{t-1} - C)^2} \right)$$

ويمكن تقديرها باستخدام العلاقة

1- يقصد بالخطأ العشوائي الانحراف بين قيم السلسلة الحالية والمتوسط المتحرك.

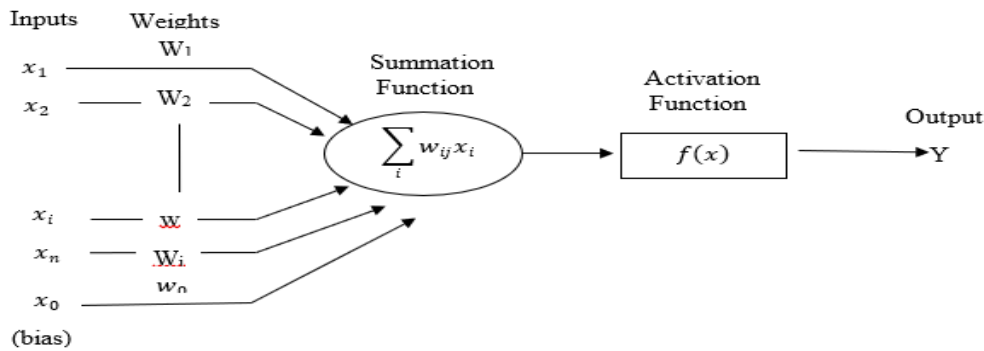
10- النموذج المقترح لتحسين جودة التنبؤ بقيمة المعلمة (k_t)

الشبكة العصبية الاصطناعية (ANN) Artificial Neural Network

هي احدى خوارزميات تعلم الآلة (Machine Learning) للتصنيف والتنبؤ وذلك عن طريق محاكاة طريقة عمل الشبكة العصبية في الدماغ البشري لمعالجة المعلومات، ويتم استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) في تحسين جودة التنبؤ بالظواهر المختلفة وذلك لمعالجة عيوب استخدام نموذج (ARIMA) حيث أنها لا تتطلب افتراضات عن طبيعة السلسلة الزمنية كونها خطية أو طبيعية أو مستقرة [جمعة، 2013، 145].

مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية [Dastres, Soori, 2021, 15-18]:

- تتكون الشبكة العصبية من مجموعة مركبة من عدة عناصر معالجة تسمى نيورونات (Neurons) وهذه العناصر لها القدرة علي اجراء العمليات الحسابية من خلال عدة خطوات:
- 1- تتم معالجة المعلومات في عناصر معالجة بسيطة تسمى النيورونات (Neurons).
 - 2- تمر الإشارات (Signals) بين النيورونات عبر روابط اتصال (Connection links).
 - 3- كل رابطة اتصال لها وزن معين يضرب مع الإشارات الداخلة إلى النيورون.
 - 4- يطبق كل نيورون دالة تحفيز معينة-عادة غير خطية- علي إجمالي مدخلاته (مجموع الإشارات الداخلة بعد ترجيحها بوزن معين) ليحدد إشارة المخرجات الناجمة عنه.



شكل (3) نيورون اصطناعي بسيط

يتضح من الشكل السابق أن الشبكة العصبية تتكون من:

- 1- طبقة المدخلات $Input(x_1, x_2, \dots, x_n)$.
- 2- الأوزان المرجحة $Weights(w_1, w_2, \dots, w_n)$.
- 3- عنصر المعالجة Processing Element وينقسم الى قسمين:

• Summation Function

حيث يتم جمع قيم المدخلات بعد ضربها بالأوزان المرجحة، وبالتالي يكون إجمالي المدخلات y هو مجموع الإشارات المرجحة بالأوزان.

$$y_{in} = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n$$

حيث y_{in} : مجموع إشارات المدخلات المرجحة بالأوزان.

• دالة التحفيز :Activation Function

هي دالة في إجمالي مدخلات النيورون تستخدم لتمرير القيم وصولاً للناتج ويطلق عليها أيضاً دالة التحويل Transfer function.

$$y = f(y_{in})$$

4- المخرجات (Output) وتمثل مخرجات الشبكة

هيكل الشبكة العصبية الاصطناعية

يعبر هيكل الشبكة العصبية الاصطناعية عن عدد الطبقات وعدد عناصر المعالجة في كل طبقة وطريقة الترابط بين عناصر المعالجة، يتكون هيكل الشبكة العصبية من ثلاث طبقات هي:

• طبقة المدخلات Input Layer

• طبقات خفية Hidden Layer

• طبقة المخرجات Output Layer

مراحل تطبيق طريقة (ANN) للتنبؤ بقيم المعلمة (k_t) [Hong, et al, 2021, 170-171]:

المرحلة الأولى: Normalize the (k_t) value

التأكد من ملائمة البيانات لنموذج (ANN) من خلال تطبيع البيانات (Data Normalization) وذلك لتخفيض الفروق في مرحلة التدريب باستخدام المعادلة التالية :

$$\text{Normalization of data} = \frac{k_t \text{ observed} - k_t \text{ min}}{k_t \text{ max} - k_t \text{ min}} \quad (9)$$

$k_t \text{ observed}$: قيم المعلمة (k_t) السابق تقديرها باستخدام نموذج (LC) التقليدي.

$k_t \text{ min}$: أقل قيمة للمعلمة (k_t) السابق تقديرها باستخدام نموذج (LC) التقليدي.

$k_t \text{ max}$: أكبر قيمة للمعلمة (k_t) السابق تقديرها باستخدام نموذج (LC) التقليدي.

المرحلة الثانية: تجهيز البيانات

لتدريب خوارزمية (ANN) للتنبؤ، نقوم بتحديد عقد الإدخال (input nodes) وعقد الإخراج (output nodes).

المرحلة الثالثة: تحديد بيانات مرحلة التدريب

نمط التدريب الذي تم الحصول عليه في المرحلة السابقة يستخدم كمدخلات لنموذج (ANN) حيث يتم تطبيق بعض القواعد الأساسية لتحديد العدد المناسب من الخلايا العصبية لاستخدامها في الطبقات المخفية حيث:

- عدد الخلايا العصبية في الطبقة المخفية حوالي 70-90% من عدد الخلايا العصبية المستخدمة في طبقة الإدخال.
- عدد الخلايا العصبية في الطبقة المخفية يجب أن تكون أصغر من ضعف عدد الخلايا العصبية في طبقة الإدخال.

بعد العديد من محاولات التجربة والخطأ لتحديد العدد المناسب لعدد الطبقات المخفية والخلايا العصبية المخفية يتم استخدام بعض مقاييس الخطأ لتحديد أفضل توليفة للمعلمات وهذه التوليفة التي يتم الحصول عليها في هذه المرحلة تستخدم في خطوات التنبؤ التالية.

المرحلة الرابعة: التنبؤ بقيم المعلمة (k_t).

من نتائج الخطوة السابقة والخاصة بتوفير البيانات يتم الحصول على نموذج (ANN) المناسب لتقدير معدلات الوفاة، وسوف يتم استخدام هذا النموذج لتقدير معدلات الوفاة خلال الفترة من 2024 إلى 2040.

فبعد تطبيع قيم (k_t) المتوقعة، يتم ضربها في الفرق بين الحد الأقصى والحد الأدنى لقيمة (k_t) وإضافة الحد الأدنى من قيم (k_t).

المرحلة الخامسة: تقييم النموذج.

حيث نقوم بحساب مؤشرات (AFE) Average Forecast Error، Root Means Square Error (RMSE) التي تساعدنا في الحكم على جودة النموذج فكلما انخفضت القيم الخاصة بكل من (AFE)، (RMSE) كلما زادت دقة النموذج في التنبؤ بمعدلات الوفاة المستقبلية.

11- التطبيق العملي للنموذج المقترح:

أولاً: تجهيز معدلات الوفاة المركزية ($m_{(x,t)}$) خلال سنوات الدراسة لتكون على الشكل التالي:

جدول رقم (1) معدلات الوفاة المركزية $m_{(x,t)}$ للذكور

	t_i	1	2	3	4	5	19	20	21
x_i	Age	2000	2001	2002	2003	2004	2018	2019	2020
1	0-	0.0098	0.0087	0.0066	0.0069	0.0068	0.0011	0.0011	0.0009
2	5-	0.0007	0.0008	0.0013	0.0007	0.0006	0.0005	0.0005	0.0005
3	10-	0.0007	0.0007	0.0006	0.0006	0.0005	0.0005	0.0005	0.0005
4	15-	0.0009	0.001	0.001	0.001	0.001	0.0009	0.0009	0.0009
5	20-	0.0014	0.0015	0.0015	0.0014	0.0013	0.001	0.001	0.0011
6	25-	0.0016	0.0015	0.0017	0.0016	0.0016	0.0011	0.0012	0.0012
7	30-	0.0017	0.0016	0.0018	0.0017	0.0016	0.0015	0.0015	0.0017
8	35-	0.0025	0.0024	0.0026	0.0024	0.0023	0.0018	0.002	0.0022
9	40-	0.0042	0.0042	0.005	0.0045	0.0044	0.0029	0.0029	0.0033
10	45-	0.0075	0.0075	0.0075	0.0078	0.0077	0.0048	0.0047	0.0054
11	50-	0.0134	0.0146	0.0152	0.0156	0.0164	0.0096	0.0091	0.0101
12	55-	0.0172	0.0181	0.0192	0.0211	0.0223	0.0168	0.0161	0.0186
13	60-	0.0265	0.0259	0.0256	0.0261	0.0265	0.0255	0.0244	0.028
14	65-	0.0411	0.0403	0.0393	0.0405	0.0409	0.0415	0.038	0.043
15	70-	0.0728	0.0728	0.0704	0.073	0.0731	0.0642	0.0576	0.0674
16	75	0.1692	0.1682	0.1785	0.1984	0.1943	0.1096	0.0939	0.1019

جدول رقم (2) معدلات الوفاة المركزية $m_{(x,t)}$ للإناث

	t_i	1	2	3	4	5	19	20	21
x_i	Age	2000	2001	2002	2003	2004	2018	2019	2020
1	0-	0.0086	0.0078	0.0063	0.0064	0.0062	0.00094	0.00095	0.00084
2	5-	0.0005	0.0006	0.0012	0.0005	0.0005	0.00036	0.00038	0.00032
3	10-	0.0005	0.0005	0.0005	0.0004	0.0003	0.00033	0.00033	0.00032
4	15-	0.0007	0.0007	0.0007	0.0007	0.0005	0.00048	0.00052	0.00052
5	20-	0.0009	0.001	0.001	0.001	0.0009	0.00049	0.00052	0.00055
6	25-	0.0009	0.0009	0.001	0.001	0.0009	0.00055	0.00059	0.00066
7	30-	0.0011	0.0011	0.0011	0.0011	0.0011	0.00092	0.00087	0.00096
8	35-	0.0016	0.0016	0.0017	0.0016	0.0014	0.00118	0.00118	0.00141
9	40-	0.0022	0.0024	0.0026	0.0025	0.0024	0.00185	0.00185	0.00211
10	45-	0.0041	0.0042	0.0044	0.0041	0.0039	0.00301	0.00297	0.00352
11	50-	0.0082	0.009	0.01	0.0096	0.0094	0.00573	0.00558	0.00657
12	55-	0.013	0.0132	0.015	0.0155	0.0153	0.01094	0.00994	0.02651
13	60-	0.019	0.0186	0.0201	0.02	0.0194	0.01889	0.01609	0.01966
14	65-	0.0384	0.0366	0.0378	0.0383	0.0376	0.03857	0.02894	0.03318
15	70-	0.0697	0.0648	0.071	0.0727	0.0716	0.06423	0.05169	0.06035
16	75	0.211	0.203	0.2348	0.2483	0.239	0.13349	0.09908	0.10475

ثانياً: حساب قيمة المعلمة (a_x) حيث:

$$\hat{a}_x = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \ln(m_{x,t})$$

جدول رقم (3) القيم المقدرة للمعلمة (a_x) للذكور والاناث

Age	$(a_x)_{male}$	$(a_x)_{female}$
0-	-5.68901	-5.82478
5-	-7.37487	-7.65857
10-	-7.4936	-7.88715
15-	-7.03844	-7.55477
20-	-6.79439	-7.33131
25-	-6.65567	-7.17838
30-	-6.46561	-6.88680
35-	-6.15995	-6.56985
40-	-5.66089	-6.14625
45-	-5.10281	-5.60659
50-	-4.42948	-4.88385
55-	-3.99152	-4.29257
60-	-3.63033	-3.88521
65-	-3.22127	-3.34101
70-	-2.74393	-2.80313
75	-2.07041	-2.05417

ثالثاً: اعداد المصفوفة $(A_{x,t})$ حيث:

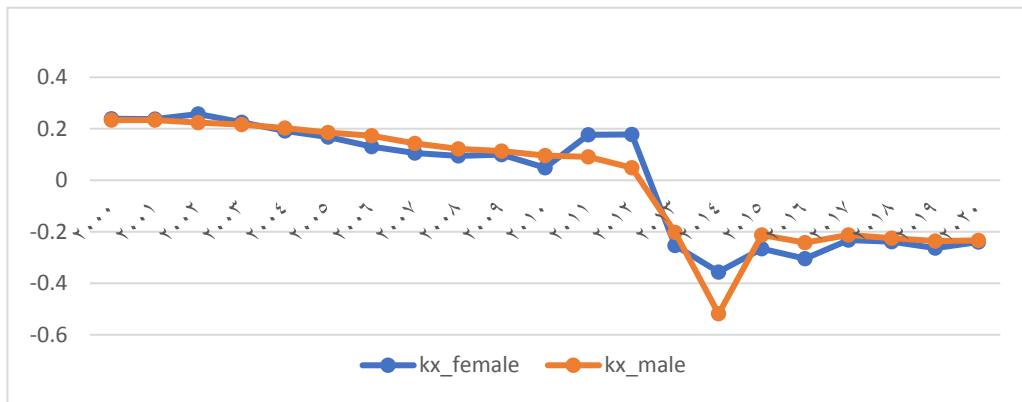
$$(A_{x,t}) = \ln(m_{x,t}) - a_x$$

بعد تكوين المصفوفة $(A_{x,t})$ يتم تطبيق طريقة SVD باستخدام المعادلة رقم (5) لتقدير القيم

المقدرة للمعلمات (\hat{b}_x, k_t) كما يوضحها الجدول التالي:

جدول رقم (4) قيم (\hat{b}_x, k_t) المقدرة للذكور والاناث باستخدام طريقة (SVD)

Years(t_i)	$(\hat{b}_x)_{male}$	$(\hat{b}_x)_{female}$	$(k_t)_{male}$	$(k_t)_{female}$
2000	0.768776	0.754483	0.233891	0.239398
2001	0.178323	0.176209	0.233891	0.237545
2002	0.118795	0.103734	0.224006	0.257341
2003	0.079524	0.095827	0.21695	0.225837
2004	0.197554	0.255998	0.202782	0.191096
2005	0.19205	0.192219	0.185816	0.168561
2006	0.095901	0.109425	0.172764	0.130331
2007	0.098126	0.070584	0.143273	0.105947
2008	0.185821	0.107667	0.121686	0.094744
2009	0.199629	0.125167	0.112755	0.099193
2010	0.179202	0.161461	0.095768	0.048657
2011	0.082225	0.086813	0.090514	0.176731
2012	-0.00463	0.014719	0.049112	0.177881
2013	-0.01244	0.01703	-0.20247	-0.25305
2014	0.069212	0.074952	-0.51872	-0.35591
2015	0.379195	0.439698	-0.21289	-0.26552
2016			-0.24236	-0.30469
2017			-0.21261	-0.23263
2018			-0.22442	-0.23802
2019			-0.23575	-0.2639
2020			-0.23399	-0.23955

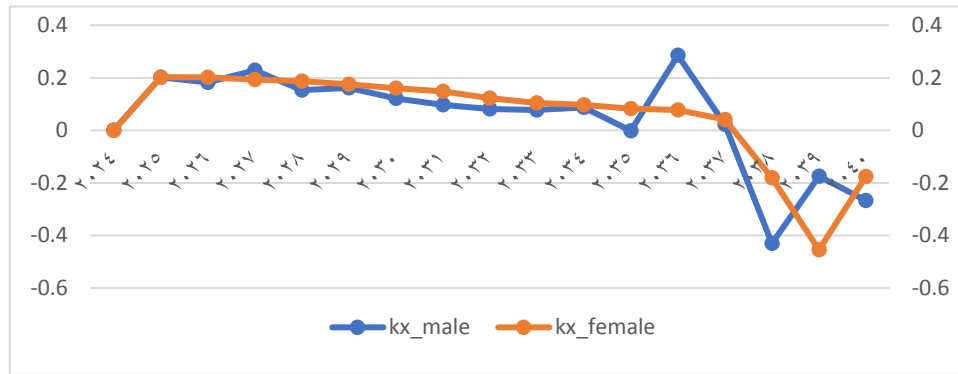


شكل رقم (4) تطور المعلمة (k_t) خلال الفترة من 2000 إلى 2020

نلاحظ من الشكل رقم (4) أن معلمة الزمن (k_t) تنخفض خلال سنوات الدراسة ونلاحظ أيضاً زيادة معدل الانخفاض بدءاً من عام 2014 إلى عام 2020 مما يوضح تأثير ظاهرة طول العمر على معدلات الوفاة والمتمثلة في انخفاض معدلات الوفاة.

جدول رقم (5) القيم المقدرة للمعلمة (k_x) للذكور والإناث باستخدام (ARIMA)

	Years(t_i)	$(k_x)_{male}$	$(k_x)_{female}$
1	2024	-0.00067551	0.00048996
2	2025	0.202433129	0.202100317
3	2026	0.201691637	0.182752523
4	2027	0.192951005	0.228310945
5	2028	0.186935252	0.153596305
6	2029	0.174541854	0.161846632
7	2030	0.159842159	0.121713002
8	2031	0.148674481	0.097208559
9	2032	0.122839921	0.080689052
10	2033	0.104411175	0.077836285
11	2034	0.096997066	0.087627685
12	2035	0.082143273	-0.001852564
13	2036	0.077890779	0.285553467
14	2037	0.041311466	0.023040307
15	2038	-0.18066816	-0.430375088
16	2039	-0.45492405	-0.175106751
17	2040	-0.17638938	-0.267234519
18	2024	-0.21009795	-0.244650343
19	2025	-0.18281396	-0.14849925
20	2026	-0.19402166	-0.248348745
21	2027	-0.20375824	-0.196116314



شكل رقم (5) تطور المعلمة (k_t) خلال الفترة من 2024 إلى 2040

نلاحظ من الشكل رقم (5) أن معلمة الزمن (k_t) المتنبأ بها باستخدام (ARIMA) تنخفض من عام 2024 إلى عام 2040 ونلاحظ أيضاً زيادة معدل الانخفاض بدءاً من عام 2037 مما يوضح تأثير ظاهرة طول العمر على معدلات الوفاة والمتمثلة في انخفاض معدلات الوفاة.

التنبؤ بمعدلات الوفاة المستقبلية خلال الفترة من (2040-2024) باستخدام نموذج (LC) بطريقة (ARIMA) التقليدية
جدول رقم (6) قيم معدلات الوفاة المتوقعة للذكور خلال الفترة من 2040-2024

	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	2032	2033	2034	2035	2036	2037	2038	2039	2040
0-	0.0089	0.0088	0.0087	0.0086	0.0085	0.0083	0.0081	0.0080	0.0079	0.0079	0.0076	0.0061	0.0046	0.0061	0.0059	0.0061	0.0060
5-	0.0009	0.0009	0.0009	0.0009	0.0009	0.0008	0.0008	0.0008	0.0008	0.0008	0.0008	0.0006	0.0005	0.0006	0.0006	0.0006	0.0006
10-	0.0008	0.0008	0.0007	0.0007	0.0007	0.0007	0.0007	0.0007	0.0007	0.0007	0.0007	0.0005	0.0004	0.0005	0.0005	0.0005	0.0005
15-	0.0012	0.0011	0.0011	0.0011	0.0011	0.0011	0.0011	0.0010	0.0010	0.0010	0.0010	0.0008	0.0006	0.0008	0.0008	0.0008	0.0008
20-	0.0017	0.0016	0.0016	0.0016	0.0016	0.0015	0.0015	0.0015	0.0015	0.0015	0.0014	0.0011	0.0009	0.0011	0.0011	0.0011	0.0011
25-	0.0019	0.0019	0.0019	0.0018	0.0018	0.0018	0.0017	0.0017	0.0017	0.0017	0.0016	0.0013	0.0010	0.0013	0.0013	0.0013	0.0013
30-	0.0021	0.0021	0.0020	0.0020	0.0020	0.0019	0.0019	0.0019	0.0019	0.0019	0.0018	0.0014	0.0011	0.0014	0.0014	0.0014	0.0014
35-	0.0028	0.0028	0.0028	0.0027	0.0027	0.0026	0.0026	0.0026	0.0025	0.0025	0.0024	0.0019	0.0015	0.0020	0.0019	0.0019	0.0019
40-	0.0051	0.0051	0.0050	0.0049	0.0049	0.0047	0.0047	0.0046	0.0045	0.0045	0.0044	0.0035	0.0027	0.0035	0.0034	0.0035	0.0035
45-	0.0090	0.0089	0.0088	0.0087	0.0086	0.0084	0.0082	0.0082	0.0081	0.0080	0.0077	0.0062	0.0047	0.0062	0.0060	0.0062	0.0061
50-	0.0173	0.0172	0.0170	0.0167	0.0165	0.0161	0.0158	0.0157	0.0155	0.0154	0.0149	0.0119	0.0090	0.0120	0.0116	0.0119	0.0117
55-	0.0243	0.0242	0.0239	0.0235	0.0233	0.0227	0.0223	0.0221	0.0218	0.0217	0.0209	0.0167	0.0127	0.0168	0.0163	0.0167	0.0165
60-	0.0320	0.0318	0.0314	0.0310	0.0306	0.0298	0.0293	0.0291	0.0286	0.0285	0.0275	0.0220	0.0167	0.0221	0.0214	0.0220	0.0217
65-	0.0478	0.0475	0.0469	0.0462	0.0457	0.0446	0.0437	0.0434	0.0428	0.0426	0.0411	0.0329	0.0250	0.0330	0.0319	0.0328	0.0325
70-	0.0836	0.0831	0.0821	0.0809	0.0800	0.0779	0.0765	0.0759	0.0748	0.0745	0.0718	0.0575	0.0437	0.0378	0.0559	0.0574	0.0568
75	0.2235	0.2222	0.2194	0.2162	0.2138	0.2084	0.2046	0.2031	0.2001	0.1992	0.1921	0.1538	0.1169	0.1545	0.1494	0.1535	0.1518

نلاحظ من بيانات الجدول رقم (6) اتجاه معدلات الوفاة للذكور المتنبأ بها باستخدام (ARIMA) في الفئات العمرية الكبيرة (60-75) إلى الانخفاض التدريجي مما يوضح تأثير ظاهرة طول العمر على معدلات الوفاة والمتمثلة في انخفاض معدلات الوفاة المتوقعة خلال الفترة من 2040-2024.

جدول رقم (7) قيم معدلات الوفاة المتوقعة للإناث خلال الفترة من (2024-2040)

	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	2032	2033	2034	2035	2036	2037	2038	2039	2040
0-	0.0050	0.0073	0.0054	0.0056	0.0057	0.0058	0.0068	0.0058	0.0063	0.0047	0.0061	0.0041	0.0053	0.0048	0.0049	0.0054	0.0049
5-	0.0004	0.0007	0.0005	0.0005	0.0005	0.0005	0.0006	0.0005	0.0006	0.0004	0.0006	0.0004	0.0005	0.0004	0.0004	0.0005	0.0004
10-	0.0003	0.0005	0.0004	0.0004	0.0004	0.0004	0.0005	0.0004	0.0004	0.0003	0.0004	0.0003	0.0003	0.0003	0.0003	0.0004	0.0003
15-	0.0005	0.0007	0.0005	0.0005	0.0005	0.0005	0.0006	0.0005	0.0006	0.0004	0.0006	0.0004	0.0005	0.0004	0.0005	0.0005	0.0004
20-	0.0007	0.0010	0.0007	0.0007	0.0008	0.0008	0.0009	0.0008	0.0008	0.0006	0.0008	0.0005	0.0007	0.0006	0.0007	0.0007	0.0007
25-	0.0007	0.0011	0.0008	0.0008	0.0008	0.0009	0.0010	0.0008	0.0009	0.0007	0.0009	0.0006	0.0008	0.0007	0.0007	0.0008	0.0007
30-	0.0009	0.0013	0.0010	0.0010	0.0010	0.0011	0.0012	0.0010	0.0011	0.0009	0.0011	0.0007	0.0010	0.0009	0.0009	0.0010	0.0009
35-	0.0012	0.0018	0.0013	0.0013	0.0014	0.0014	0.0016	0.0014	0.0015	0.0011	0.0015	0.0010	0.0013	0.0012	0.0012	0.0013	0.0012
40-	0.0019	0.0028	0.0021	0.0021	0.0022	0.0022	0.0026	0.0022	0.0024	0.0018	0.0023	0.0016	0.0020	0.0018	0.0019	0.0021	0.0019
45-	0.0033	0.0049	0.0036	0.0037	0.0038	0.0038	0.0045	0.0038	0.0042	0.0031	0.0041	0.0027	0.0035	0.0032	0.0033	0.0036	0.0032
50-	0.0071	0.0104	0.0077	0.0079	0.0081	0.0082	0.0096	0.0081	0.0089	0.0067	0.0087	0.0058	0.0075	0.0068	0.0070	0.0077	0.0069
55-	0.0119	0.0174	0.0129	0.0132	0.0135	0.0138	0.0161	0.0137	0.0149	0.0112	0.0146	0.0097	0.0125	0.0114	0.0117	0.0129	0.0116
60-	0.0166	0.0243	0.0181	0.0185	0.0189	0.0192	0.0225	0.0191	0.0208	0.0157	0.0204	0.0136	0.0175	0.0160	0.0163	0.0180	0.0163
65-	0.0287	0.0420	0.0312	0.0319	0.0327	0.0332	0.0389	0.0330	0.0359	0.0271	0.0352	0.0234	0.0302	0.0276	0.0282	0.0310	0.0281
70-	0.0520	0.0762	0.0567	0.0579	0.0593	0.0603	0.0706	0.0599	0.0652	0.0491	0.0638	0.0425	0.0548	0.0500	0.0512	0.0563	0.0510
75	0.1747	0.1959	0.1905	0.1943	0.1992	0.2025	0.2073	0.2011	0.1891	0.1650	0.1645	0.1427	0.1042	0.1480	0.1719	0.1892	0.1712

نلاحظ من بيانات الجدول رقم (7) اتجاه معدلات الوفاة للإناث المتنبأ بها باستخدام (ARIMA) في الفئات العمرية الكبيرة (60-75) إلى الانخفاض التدريجي مما يوضح تأثير ظاهرة طول العمر على معدلات الوفاة والمتمثلة في انخفاض معدلات الوفاة المتوقعة خلال الفترة من 2024-2040.

قياس جودة معدلات الوفاة المتنبأ باستخدام (ARIMA):

بعد تقدير معدلات الوفاة المتوقعة خلال الفترة من (2024-2040) يتم حساب قيمة متوسط نسبة الخطأ المطلق ((MAPE-Mean Absolute Percentage Error)) للحكم على جودة القيم المتنبأ بها حيث [Ponnusamy, et al, 2019, 56]:

$$MAPE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left| \frac{q_{(x,t)} - \hat{q}_{(x,t)}}{q_{(x,t)}} \right| \times 100$$

- 1- إذا كانت قيمة (MAPE) أقل من 10% فإن القيمة المتنبأ بها جيدة جداً.
- 2- إذا كانت قيمة (MAPE) تقع بين 10% - 20% فإن القيمة المتنبأ بها جيدة.
- 3- إذا كانت قيمة (MAPE) تقع بين 20% - 50% فإن القيمة المتنبأ بها مقبولة.
- 4- إذا كانت قيمة (MAPE) أكبر من 50% فإن القيمة المتنبأ بها غير دقيقة.

جدول رقم (8) قيم (MAPE) لكل من الذكور والإناث

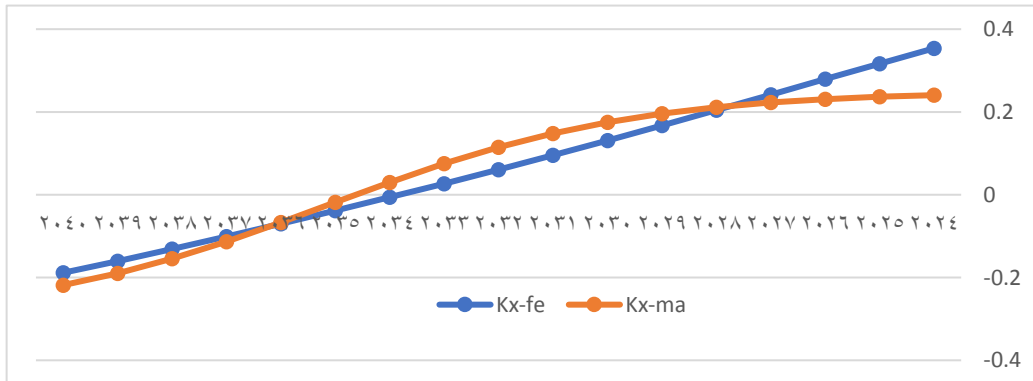
Age	(MAPE) _{male}	(MAPE) _{female}
0-	8.03%	8.03%
5-	11.35%	11.35%
10-	3.14%	3.14%
15-	1.25%	1.25%
20-	1.42%	1.42%
25-	3.28%	3.28%
30-	5.74%	5.74%
35-	5.15%	5.15%
40-	5.22%	5.22%
45-	7.06%	7.06%
50-	12.68%	12.68%
55-	0.35%	0.35%
60-	1.02%	1.02%
65-	0.98%	0.98%
70-	3.03%	3.03%
75	1.54%	1.54%

من بيانات الجدول رقم (8) نلاحظ أن معظم قيم (MAPE) أقل من 10% فإننا نستنتج أن معدلات الوفاة المقدرة تتمتع بنسبة عالية من الدقة في التنبؤ.

التنبؤ بقيم معلمة الزمن (k_x) المستقبلية باستخدام طريقة (ANN) المقترحة

جدول رقم (9) القيم المقدرة للمعلمة (k_t) للذكور والإناث باستخدام طريقة (ANN)

Years(t_i)	$(k_t)_{male}$	$(k_t)_{female}$
2024	0.240522	0.353664
2025	0.236697	0.316598
2026	0.231032	0.279046
2027	0.222888	0.241414
2028	0.211471	0.204036
2029	0.195856	0.167157
2030	0.175058	0.130938
2031	0.148202	0.095466
2032	0.114776	0.060777
2033	0.074952	0.026872
2034	0.029850	-0.006258
2035	-0.018425	-0.038626
2036	-0.067089	-0.070231
2037	-0.113266	-0.101059
2038	-0.154628	-0.131079
2039	-0.189785	-0.160247
2040	-0.218333	-0.188509



شكل رقم (6) القيم المقدرة للمعلمة (k_t) خلال الفترة من 2024 إلى 2040

نلاحظ من الشكل رقم (6) أن معلمة الزمن (k_t) تنخفض خلال الفترة من 2024 إلى 2040 ونلاحظ أيضاً زيادة معدل الانخفاض بدءاً من عام 2034 إلى عام 2040 مما يوضح تأثير ظاهرة طول العمر على معدلات الوفاة والمتمثلة في انخفاض معدلات الوفاة.

التنبؤ بمعدلات الوفاة المستقبلية خلال الفترة من 2024-2040 باستخدام طريقة (ANN) المقترحة

جدول رقم (10) قيم معدلات الوفاة المتوقعة للذكور خلال الفترة من 2024-2040

	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	2032	2033	2034	2035	2036	2037	2038	2039	2040
0-	0.0091	0.0090	0.0089	0.0087	0.0085	0.0082	0.0079	0.0075	0.0072	0.0068	0.0065	0.0063	0.0060	0.0059	0.0057	0.0056	0.0056
5-	0.0009	0.0009	0.0009	0.0009	0.0009	0.0008	0.0008	0.0008	0.0007	0.0007	0.0007	0.0006	0.0006	0.0006	0.0006	0.0006	0.0006
10-	0.0008	0.0008	0.0008	0.0007	0.0007	0.0007	0.0007	0.0006	0.0006	0.0006	0.0006	0.0005	0.0005	0.0005	0.0005	0.0005	0.0005
15-	0.0012	0.0012	0.0012	0.0011	0.0011	0.0011	0.0010	0.0010	0.0009	0.0009	0.0008	0.0008	0.0008	0.0008	0.0007	0.0007	0.0007
20-	0.0017	0.0017	0.0017	0.0016	0.0016	0.0015	0.0015	0.0014	0.0013	0.0013	0.0012	0.0012	0.0011	0.0011	0.0011	0.0011	0.0010
25-	0.0019	0.0019	0.0019	0.0019	0.0018	0.0017	0.0017	0.0016	0.0015	0.0015	0.0014	0.0013	0.0013	0.0013	0.0012	0.0012	0.0012
30-	0.0021	0.0021	0.0021	0.0020	0.0020	0.0019	0.0018	0.0018	0.0017	0.0016	0.0015	0.0015	0.0014	0.0014	0.0013	0.0013	0.0013
35-	0.0029	0.0029	0.0028	0.0028	0.0027	0.0026	0.0025	0.0024	0.0023	0.0022	0.0021	0.0020	0.0019	0.0019	0.0018	0.0018	0.0018
40-	0.0052	0.0052	0.0051	0.0050	0.0049	0.0047	0.0045	0.0043	0.0041	0.0039	0.0037	0.0036	0.0035	0.0034	0.0033	0.0032	0.0032
45-	0.0093	0.0092	0.0090	0.0088	0.0086	0.0083	0.0080	0.0076	0.0073	0.0069	0.0066	0.0064	0.0061	0.0060	0.0058	0.0057	0.0057
50-	0.0178	0.0176	0.0173	0.0170	0.0165	0.0160	0.0154	0.0147	0.0140	0.0133	0.0127	0.0122	0.0118	0.0115	0.0112	0.0110	0.0109
55-	0.0251	0.0248	0.0244	0.0239	0.0233	0.0225	0.0216	0.0207	0.0197	0.0188	0.0179	0.0172	0.0166	0.0161	0.0158	0.0155	0.0153
60-	0.0330	0.0326	0.0321	0.0314	0.0306	0.0296	0.0284	0.0272	0.0259	0.0247	0.0236	0.0226	0.0218	0.0212	0.0207	0.0204	0.0201
65-	0.0493	0.0487	0.0479	0.0470	0.0457	0.0442	0.0425	0.0406	0.0387	0.0369	0.0352	0.0338	0.0326	0.0317	0.0310	0.0305	0.0301
70-	0.0861	0.0852	0.0838	0.0821	0.0799	0.0773	0.0743	0.0710	0.0677	0.0645	0.0615	0.0591	0.0570	0.0554	0.0542	0.0533	0.0526
75	0.2303	0.2277	0.2242	0.2196	0.2137	0.2067	0.1986	0.1899	0.1809	0.1723	0.1646	0.1579	0.1524	0.1481	0.1449	0.1425	0.1407

نلاحظ من بيانات الجدول رقم (10) اتجاه معدلات الوفاة للذكور المتنبأ بها في الفئات العمرية الكبيرة (60-75) إلى الانخفاض التدريجي مما يوضح تأثير ظاهرة طول العمر على معدلات الوفاة والمتمثلة في انخفاض معدلات الوفاة المتوقعة خلال الفترة من 2024-2040 كما نلاحظ أيضاً اختلاف معدلات الوفاة المتوقعة للذكور باستخدام خوارزمية الذكاء الاصطناعي (ANN) عن طريقة (ARIMA) التقليدية.

جدول رقم (11) قيم معدلات الوفاة المتوقعة للإناث خلال الفترة من 2024-2040

	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	2032	2033	2034	2035	2036	2037	2038	2039	2040
0-	0.0050	0.0073	0.0054	0.0056	0.0057	0.0058	0.0068	0.0058	0.0063	0.0047	0.0061	0.0041	0.0053	0.0048	0.0051	0.0049	0.0048
5-	0.008	0.0077	0.0074	0.0072	0.0069	0.0067	0.0065	0.0062	0.006	0.0059	0.0057	0.0055	0.0054	0.0052	0.0005	0.0004	0.0004
10-	0.0007	0.0007	0.0007	0.0006	0.0006	0.0006	0.0006	0.0006	0.0005	0.0005	0.0005	0.0005	0.0005	0.0005	0.0003	0.0003	0.0003
15-	0.0005	0.0005	0.0005	0.0005	0.0005	0.0004	0.0004	0.0004	0.0004	0.0004	0.0004	0.0004	0.0004	0.0003	0.0005	0.0005	0.0004
20-	0.0007	0.0007	0.0007	0.0007	0.0006	0.0006	0.0006	0.0006	0.0006	0.0005	0.0005	0.0005	0.0005	0.0005	0.0007	0.0007	0.0006
25-	0.0011	0.001	0.001	0.001	0.0009	0.0009	0.0009	0.0008	0.0008	0.0008	0.0008	0.0007	0.0007	0.0007	0.0007	0.0007	0.0007
30-	0.0012	0.0011	0.0011	0.0011	0.001	0.001	0.0009	0.0009	0.0009	0.0009	0.0008	0.0008	0.0008	0.0008	0.0009	0.0009	0.0009
35-	0.0015	0.0014	0.0013	0.0013	0.0013	0.0012	0.0012	0.0011	0.0011	0.0011	0.001	0.001	0.001	0.0009	0.0012	0.0012	0.0012
40-	0.0019	0.0018	0.0018	0.0017	0.0017	0.0016	0.0015	0.0015	0.0014	0.0014	0.0014	0.0013	0.0013	0.0012	0.0019	0.0019	0.0018
45-	0.003	0.0029	0.0028	0.0027	0.0026	0.0025	0.0024	0.0024	0.0023	0.0022	0.0022	0.0021	0.002	0.002	0.0034	0.0033	0.0032
50-	0.0053	0.0051	0.0049	0.0047	0.0046	0.0044	0.0043	0.0041	0.004	0.0039	0.0038	0.0037	0.0035	0.0034	0.0072	0.0070	0.0068
55-	0.0113	0.0109	0.0105	0.0101	0.0098	0.0095	0.0091	0.0088	0.0086	0.0083	0.008	0.0078	0.0076	0.0074	0.0120	0.0117	0.0114
60-	0.019	0.0183	0.0176	0.017	0.0164	0.0158	0.0153	0.0148	0.0143	0.0139	0.0135	0.0131	0.0127	0.0123	0.0168	0.0164	0.0160
65-	0.0265	0.0256	0.0246	0.0238	0.0229	0.0222	0.0214	0.0207	0.0201	0.0194	0.0188	0.0183	0.0178	0.0173	0.0290	0.0283	0.0276
70-	0.0458	0.0442	0.0426	0.041	0.0396	0.0383	0.037	0.0358	0.0346	0.0336	0.0325	0.0316	0.0307	0.0298	0.0527	0.0513	0.0500
75	0.2275	0.2192	0.2111	0.2033	0.1958	0.1888	0.1820	0.1757	0.1697	0.1640	0.1587	0.1536	0.1489	0.1443	0.1287	0.1254	0.1222

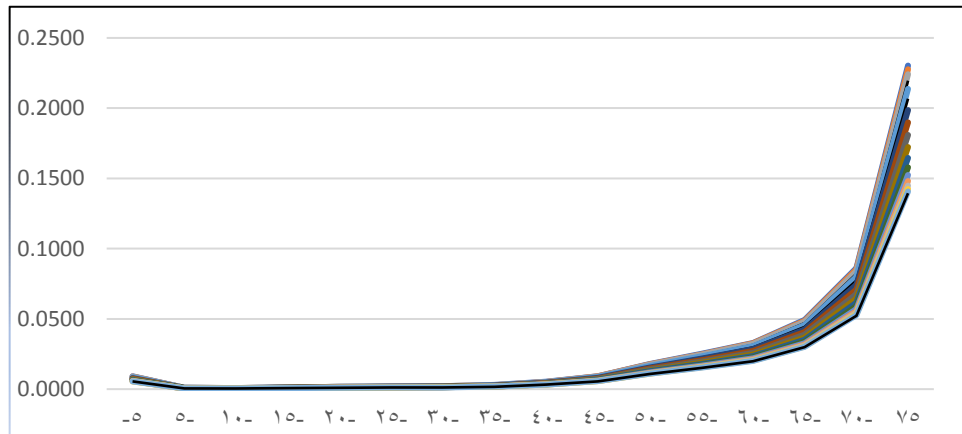
نلاحظ من بيانات الجدول رقم (11) اتجاه معدلات الوفاة للإناث المتنبأ بها في الفئات العمرية الكبيرة (60-75) إلى الانخفاض التدريجي مما يوضح تأثير ظاهرة طول العمر على معدلات الوفاة والمتمثلة في انخفاض معدلات الوفاة المتوقعة خلال الفترة من 2024-2040 كما نلاحظ أيضاً اختلاف معدلات الوفاة المتوقعة للذكور باستخدام خوارزمية الذكاء الاصطناعي (ANN) عن طريقة (ARIMA) التقليدية.

قياس جودة معدلات الوفاة المتنبأ بها باستخدام خوارزمية (ANN):

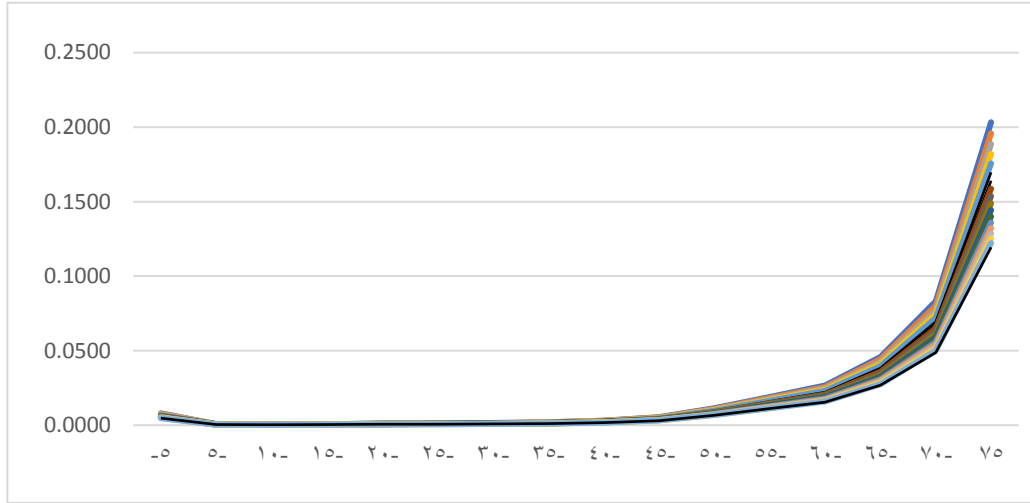
جدول رقم (12) قيم (MAPE) لكل من الذكور والإناث

Age	$(MAPE)_{male}$	$(MAPE)_{female}$
0-	6.03%	6.03%
5-	5.24%	9.35%
10-	2.14%	1.14%
15-	0.25%	3.25%
20-	2.42%	5.02%
25-	7.46%	2.28%
30-	6.84%	3.74%
35-	1.15%	7.15%
40-	2.22%	1.82%
45-	9.06%	8.56%
50-	2.68%	4.68%
55-	0.35%	4.68%
60-	0.92%	2.02%
65-	3.98%	0.98%
70-	4.83%	6.03%
75	0.94%	4.76%

من بيانات الجدول رقم (12) نلاحظ أن جميع قيم (MAPE) أقل من 10% لذلك نستنتج أن معدلات الوفاة المقدرة باستخدام خوارزمية الذكاء الاصطناعي (ANN) تتمتع بنسبة عالية من الدقة في التنبؤ في لمعظم الفئات العمرية.



شكل رقم (7) معدلات الوفاة المقدرة للذكور خلال الفترة من 2024 إلى 2040



شكل رقم (8) معدلات الوفاة المقدرة للإناث خلال الفترة من 2024 إلى 2040

يقارن الشكلين (7) و (8) بين معدلات الوفاة للذكور والإناث من (2024 إلى 2040) والذي يوضح اتجاه معدلات الوفاة المنتبأ بها للإناث للانخفاض عن معدلات الوفاة للذكور ونلاحظ أيضاً أن معدلات الوفاة تتسم بالثبات النسبي حتى العمر 45 عام ثم تأخذ في الزيادة بتقدم العمر.

المقارنة بين نموذج (LC-ARIMA) ونموذج (LC-ANN) في التنبؤ

للتأكد من أن نموذج (ANN) الذي تم الحصول عليه في الخطوات السابقة ملائم للمشاهدات الفعلية بصورة جيدة نقوم بحساب مؤشرات (AFE)، (RMSE)، والتي تساعدنا في الحكم على جودة النموذج فكلما انخفضت القيم الخاصة بكل من (AFE)، (RMSE)، كلما زادت دقة النموذج في التنبؤ بمعدلات الوفاة المستقبلية حيث [Andrea, et al, 2022, 212]:

The root means square error (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum [\ln(m_{x,t \text{ observed}}) - \ln(m_{x,t \text{ fitted}})]^2}{\text{number of } \ln(m_{x,t \text{ observed}})}}$$

The average forecast error(AFE)

$$AFE = \sum \frac{|\ln(m_{x,t \text{ observed}}) - \ln(m_{x,t \text{ fitted}})|}{\text{number of } \ln(m_{x,t \text{ observed}})}$$

جدول رقم (13) قيم (MAPE) لكل من الذكور والإناث

Forecasting model	RMSE		AFE	
	Male	Female	Male	Female
Lee Carter-ARIMA	0.4497	0.4454	0.066372	0.050584
Lee Carter-ANN	0.3801	0.3883	0.028980	0.030391

نلاحظ من بيانات الجدول رقم (13) أن نموذج (Lee Carter-ANN) أفضل في التنبؤ من نموذج (Lee Carter-ARIMA) وفقاً لمعيار (RMSE, AFE) حيث كانت (RMSE=0.3801) ونموذج (Lee Carter-ANN) للذكور بينما كانت (RMSE=0.3883) وهي أقل من نموذج (Lee Carter-ARIMA) سواء للذكور أو الإناث مما يدل على أن نموذج (Lee Carter-ANN) له قدرة أعلى في التنبؤ مقارنة بنموذج (Lee Carter-ARIMA) وكانت (AFE=0.028980) لنموذج (Lee Carter-ANN) للذكور بينما كانت (AFE=0.030391) وهي أقل من نموذج (Lee Carter-ARIMA) سواء للذكور أو الإناث مما يدل على أن نموذج (Lee Carter-ANN) له قدرة أعلى في التنبؤ مقارنة بنموذج (Lee Carter-ARIMA).

وبالتالي يتبين لنا صحة الفرض الأول حيث:

1- يوجد فروق جوهرية ذات دلالة احصائية بين استخدام أسلوب السلاسل الزمنية (ARIMA) وخوارزمية الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) في التنبؤ بالقيم المستقبلية لمعلمة الزمن (k_t) وفقاً لمعيار (RMSE, AFE).

وحيث أن قيمة كلاً من (AFE)، (RMSE) لنموذج (Lee Carter-ANN) أقل من نموذج (Lee Carter-ARIMA) يتضح لنا صحة الفرض الثاني حيث:

2- خوارزمية الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) كإحدى طرق الذكاء الاصطناعي تعطي نتائج أفضل في التنبؤ بالقيم المستقبلية لمعدلات الوفاة.

النتائج والتوصيات

أولاً: نتائج البحث

- 1- تم التنبأ بمعدلات الوفاة المستقبلية للذكور والإناث خلال الفترة من عام 2024 إلى عام 2040 باستخدام نموذجين هما نموذج (LC-ARIMA) ونموذج (LC-ANN).
- 2- يوجد اختلاف بين معدلات الوفاة للذكور ومعدلات الوفاة للإناث حيث نلاحظ اتجاه معدلات الوفاة المتنبأ بها للإناث للانخفاض عن معدلات الوفاة للذكور خلال الفترة من عام 2024 إلى عام 2040.
- 3- التناقص الخطي المتواصل للمعلمة (k_t) من بداية السلسلة الزمنية إلى نهايتها والتي تعطي دليلاً على انخفاض معدلات الوفاة خلال تلك الفترة حيث يزداد التناقص مع الفئات العمرية العليا مما يعكس تأثير ظاهرة طول العمر.
- 4- هناك تقارب كبير بين لوغارتيمات معدلات الوفاة العمرية الفعلية والمقدرة.
- 5- استخدام طريقة (LC-ANN) في التنبأ بمعدلات الوفاة المستقبلية أفضل من طريقة (LC-ARIMA) وفقاً معياري (RMES, AFE).
- 6- نموذج (LC-ANN) المقترح ساهم في تحسين جودة التنبأ بمعدلات الوفاة المستقبلية.

ثانياً : توصيات البحث

في ضوء ما توصلنا إليه من نتائج يمكن الخروج بالتوصيات التالية:

- 1- يوصي الباحث بضرورة تحديث معدلات الوفاة المستخدمة في سوق التأمين المصري باستخدام النموذج (LC-ANN) المقترح.
- 2- يوصي الباحث بتسعير تأمينات الحياة باستخدام النموذج المقترح عن طريق إعداد جدول وفاة يعبر عن خبرة سوق التأمين المصري وفقاً للنموذج المقترح.
- 3- يوصي الباحث بأن تقوم هيئة الرقابة المالية بوضع نموذج موحد لوثائق التأمين وملزم لجميع شركات التأمين، بما يضمن تجميع بيانات بشكل تفصيلي عن الوفيات في الفئات العمرية المختلفة مما يساعد في تقدير احتمالات الوفاة بصورة أكثر دقة.
- 4- يوصي الباحث شركات التأمين بضرورة توفير بيانات الوفيات الكافية لتطبيق النموذج المقترح على بيانات شركات التأمين.
- 5- يوصي الباحث باستخدام نموذج (LC-ANN) المقترح في تسعير دفعات المعاش.

مراجع البحث

- [1] البحيري، مصطفى يسري عبد اللطيف" نموذج للتنبؤ بجداول الحياة المستقبلية باستخدام دالة ماكينهام"، المجلة العلمية للدراسات التجارية والبيئية، جامعة قناة السويس - كلية التجارة، المجلد السابع، العدد الرابع، 2016.
- [2] البلشة، نهى مصطفى فوزي، الحسيني، الإمام عبدالعزيز، زايد، محمد عبداللطيف" تخصيص الفائض في وثائق التأمين على الحياة المشتركة في الأرباح"، المجلة المصرية للدراسات التجارية، جامعة المنصورة - كلية التجارة ، المجلد 39، العدد3، 2015.
- [3] البلقيني، محمد توفيق إسماعيل، الحسيني، الإمام عبدالعزيز، و نيل، دينا طلعت حمدي. "إسقاطات الوفاة كأساس للتنبؤ بالتغير في معدلات الوفاة". المجلة المصرية للدراسات التجارية، جامعة المنصورة - كلية التجارة، المجلد 37، العدد 3، 2013.
- [4] جمعة، أحمد حلمي "إستخدام الشبكات العصبية الإصطناعية في إكتشاف الأخطاء الجوهرية في البيانات المالية: دراسة تطبيقية" ، المجلة المصرية للدراسات التجارية، جامعة المنصورة - كلية التجارة ، المجلد 36 ، العدد 1 ، 2012
- [5] محمد، أحمد فرحان، أبو زيد، محمد أحمد محمود "استخدام نماذج ARIMA في تقدير هامش ربح الاكتتاب بشركات التأمين بالتطبيق على قطاع تأمينات الممتلكات والمسئولية بالسوق المصرية"، مجلة البحوث المالية والتجارية، جامعة بورسعيد - كلية التجارة، المجلد 22 ، العدد الثاني، 2021.
- [6] مهدي، إبراهيم محمد، عبدالحميد، هبة سلطان محمد، البلقيني، محمد توفيق إسماعيل. "نموذج مقترح لتقدير معدلات البقاء باستخدام نماذج البائل". المجلة المصرية للدراسات التجارية، جامعة المنصورة - كلية التجارة، المجلد 43، العدد4، 2019.
- [7] Andrea Nigri, Susanna Levantesi, Jose Manuel Aburto. " Leveraging deep neural networks to estimate age-specific mortality from life expectancy at birth". Demographic Research. Volume 47, Article 8,2022.

- [8] Annette J. Dobson, Adrian G. Barnett. " **A review of the Lee-Carter method for forecasting mortality** ".International Journal of Forecasting, Volume 39, Issue 1,2008.
- [9] Atemnkeng, Tabi Rosy Christy. "**Estimation of Longevity Risk and Mortality Modelling** ". Ph.D. thesis, University of Manchester, 2018.
- [10] Chicha ‘N."**Bitcoin Price Prediction with Random Forest Technique Using Python**". Journal Of North African Economies, Vol 18, No (30), 2022.
- [11] Dastres, Roza, Soori, mosey. "**Artificial Neural Network Systems**". International Journal of Imaging and Robotics, Volume 21; Issue No. 2; 2021.
- [12] Deprez, Philippe, Pavel V. Shevchenko, and Mario V. Wüthrich. "**Machine learning techniques for mortality modeling**". European Actuarial Journal.
- [13] L. Safitri, S. Mardiyati, and H. Rahim. "**Estimation of Mortality Rate in Indonesia with Lee-Carter Model**". AIP Conference Proceedings, united states, 2018.
- [14] Nigri, et al."**A Deep Learning Integrated Lee–Carter Model**". Risks. volume7, Issue 10,2019.
- [15] Ponnusamy, Raja Rajeswari, Hene, Eric Dei Ofosu. "**A new approach to forecast Malaysian mortality rates**". International Journal of Advanced and Applied Sciences, Volume 6, Issue 10,2019.
- [16] Wei Hong Hong. "**Forecasting mortality rates using hybrid Lee–Carter model, artificial neural network and random forest**". Complex IntellSyst. 7(419), united states, 2021.

Abstract

This research aims to apply some new models to improve the accuracy of death rates prediction, considering the improvement in health care, which led to longevity risks, the prediction of death rates helps life insurance companies and governments to better manage mortality risk and longevity risk. The application of the proposed model in forecasting resulted in more accurate and expressive results, according to (RMSE, AFE) measures. These accurate predictions reflect the impact of changes in the factors affecting death rates. Among the most important findings of the study is the possibility of using the proposed model in predict the probabilities of death for different age groups and in a future time of up to sixteen years. The study recommends artificial intelligence algorithms, especially the ANN method, to predict death rates or central death rates.

Keywords: Death rates, longevity risk, Lee Carter model, regression algorithms, neural networks