



جمهورية العراق  
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي  
جامعة كربلاء  
كلية الإدارة والاقتصاد  
قسم الإحصاء  
الدراسات العليا

## تقدير التوزيع الثلاثي الضبابي المستند على الدالة الكمية

رسالة

مقدمه الى مجلس كلية الاداره والاقتصاد في جامعة كربلاء  
وهي جزء من متطلبات الحصول على درجة الماجستير في علوم  
الإحصاء

تقدمت بها

شمس ناجي عليوي

إشراف

أ. د. مهدي وهاب نعمة نصر الله

2024 م

ـ 1446 هـ

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

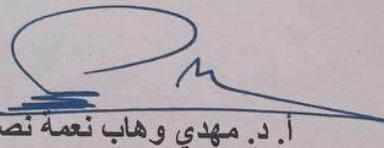
يَا أَيُّهَا الَّذِينَ ءَامَنُوا إِذَا قِيلَ لَكُمْ تَفَسَّحُوا فِي الْمَجَالِسِ فَافْسَحُوا  
يَفْسَحَ اللَّهُ لَكُمْ وَإِذَا قِيلَ أُنْشُرُوا فَانْشُرُوا يَرَفَعَ اللَّهُ الَّذِينَ  
ءَامَنُوا مِنْكُمْ وَالَّذِينَ أُوتُوا الْعِلْمَ دَرَجَاتٍ وَاللَّهُ بِمَا  
تَعْمَلُونَ خَيْرٌ ۝

صدق الله العلي العظيم

{المجادلة: الآية ۱۱}

### إقرار المشرف

أشهد بأن إعداد هذه الرسالة الموسومة (تقدير التوزيع الثلاثي الضبابي المستند على الدالة الكمية ) والتي تقدمت بها الطالبة " شمس ناجي عليوي " قد جرى  
بإشرافي في قسم الاحصاء - كلية الادارة والاقتصاد - جامعة كربلاء ، وهي جزء من  
متطلبات نيل درجة الماجستير في علوم الاحصاء.

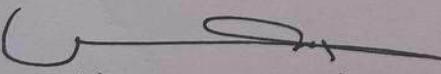


أ. د. مهدي وهاب نعمة نصر الله

التاريخ: 2024 / /

### توصية رئيس قسم الاحصاء

بناءً على توصية الاستاذ المشرف، أرشح الرسالة للمناقشة.



أ. م. د. ايناس عبد الحافظ محمد

رئيس قسم الاحصاء

التاريخ: 2024 / /

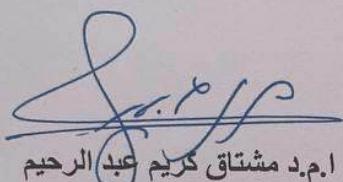
## إقرار الخبير اللغوي

أشهد بأن الرسالة الموسومة (تقدير التوزيع الثلاثي الضبابي المستند على الدالة الكمية ) جرى مراجعتها من الناحية اللغوية تحت اشرافى اذ أصبحت خالية من الاخطاء اللغوية ولأجله وقعت.

الخبير اللغوي  
م. د. صلاح مهدي جابر

### إقرار لجنة المناقشة

نشهد نحن رئيس وأعضاء لجنة المناقشة بأننا قد اطلعنا على الرسالة الموسومة (تقدير التوزيع الثلاثي الضبابي المستند على الدالة الكمية) والمقدمة من قبل الطالبة "شمس ناجي عليوي" وناقشتنا الطالبة في محتوياتها وفيما لها علاقة بها، ووجدنا بأنها جديرة ببنيل درجة الماجستير في علوم الإحصاء بتقدير ( ).



أ.م.د. مشتاق كريم عبد الرحيم

عضوأ

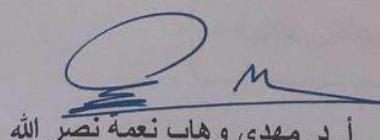
2024 / /



أ. د. شروق عبد الرضا سعيد السباح

رئيسأ

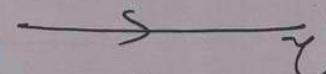
2024 / /



أ. د. مهدي وهاب نعمة نصر الله

عضوأ ومشرفاً

2024 / /



أ. م. د. بهاء عبد الرزاق قاسم

عضوأ

2024 / /

**إقرار رئيس لجنة الدراسات العليا**

بناء على اقرار الخبرين العلميين والخبر اللغوي على رسالة الماجستير  
للطالبة "شمس ناجي عليوي" الموسومة بـ (تقدير التوزيع الثلاثي الضبابي  
المستند على الدالة الكمية) ارشح هذه الرسالة للمناقشة.

أ. د. علي احمد فارس  
رئيس لجنة الدراسات العليا  
معاون العميد للشؤون العلمية والدراسات العليا  
2024 / /

**صادقة مجلس الكلية**

صادق مجلس كلية الادارة والاقتصاد/ جامعة كربلاء على قرار لجنة  
المناقشة.

أ.م. د. هاشم جبار الحسيني  
عميد كلية الادارة والاقتصاد- جامعة كربلاء  
2024 / /

## الإهاداء

قربة لله تعالى ، من بيده كل شيء، الحمد والشكر أولاً وآخرأ، فهو الموفق والمعين في كل خطوة وفي كل علم.

إلى رسولنا الكريم محمد ﷺ، خير من حمل الرسالة وهدى البشرية بنور الإسلام، وإلى آل بيته الطاهرين الذين حفظوا الإسلام وأضاءوا دروب الهدایة.

إلى أبي العزيز، الذي كان لي السند والدعم الدائم، بمحبته ورعايته وصبره.  
إلى أمي الحبيبة، التي كانت لي النور ، ودعاؤها الصادق ظلًّ يرافقني في كل مسيرتي.

إلى إخي وأختي، الذين كانوا لي العون في الأوقات الصعبة، وشاركوني الفرحة في الأوقات السعيدة.

إلى زوجي العزيز، شريكي في الحياة، والذي لم يبخلي عليّ بدعمه ومساندته في كل خطوة.

إلى كل من قدم لي نصيحة أو مشورة، ولكل من ساعدني ولو بكلمة، أقدم لهم خالص الشكر والتقدير.

شمس...

## شكر وامتنان

بسم الله الرحمن الرحيم

(وَمَن يَشْكُرْ فَإِنَّمَا يَشْكُرْ لِنَفْسِهِ )

صدق الله العلي العظيم (( سورة لقمان : الآية ١٢ ))

الحمد لله تعالى حمداً كثيراً طيباً مباركاً مليئاً السموات والأرض على ما أكرمني به من إتمام هذه الرسالة . يطيب لي ويشرفني أن أتقدم بجزيل شكري وعظيم امتناني إلى الأستاذ الدكتور مهدي وهاب نصر الله لتحمله عناء الإشراف على هذه الرسالة ومتابعته المستمرة لي بالنصائح والإرشادات والتوجيه

، كما أتقدم بالشكر والتقدير إلى أعضاء لجنة المناقشة لما سيبدوه من ملاحظات قيمة تغفي الرسالة .

كما أتقدم بالشكر والامتنان لرئيس القسم الدكتورة ايناس عبد الحافظ البصري .

كما أتقدم بجزيل الشكر والثناء إلى السبب الرئيس في كل ما فيه لعائلتي وأهلي واصدقائي فهم من ساندوني ودعموني في أن أكون كما أنا عليه الآن فشكراً لكم من صميم قلبي يامن كنت شموعاً تضيء لي دربي .

كما أتقدم بالشكر والتقدير الى عمادة الكلية ورئيسة القسم والأساتذة كافة الذين مدوا يد العون وكانوا النور الذي اضاء دربي .

**الباحثة...**

### قائمة المحتويات

| الصفحة   | الفقرة  |
|----------|---|
| ١        | الأية القرآنية                                  |
| ب        | الإهداء   |
| ج        | شكر وامتنان                                     |
| د-هـ-و-ز | قائمة المحتويات                                 |
| ز-ح      | قائمة الجداول                                   |
| ح-ط-ي-ك  | قائمة الأشكال                                   |
| ع-ف      | المستخلص  |
| 11-1     | الفصل الأول (منهجية الرسالة والاستعراض المرجعي) |
| 2-1      | 1.1 المقدمة                                     |
| 3        | 2.1 مشكلة الرسالة                               |
| 3        | 3.1 هدف الرسالة                                 |

|       |  |
|-------|--|
| 11-4  | 4.1 الاستعراض المرجعي  |
| 46-12 | الفصل الثاني (الجانب النظري)   |
| 12    | 1.2 تمهيد  |
| 12    | 2.2 دالة الكثافة الاحتمالية (Probability Density Function))                                    |
| 14-13 | 3.2 دالة الكثافة التجميعية (Cumulative Distribution Function (CDF))                            |
| 16-14 | 4.2 الدالة الكمية  |
| 18-16 | 5.2 التوزيع الاسي  |
| 20-18 | 6.2 توزيع ليندلي   |
| 22-20 | 7.2 توزيع معكوس ليندلي ILD   |
| 24-22 | 8.2 صنف التوزيع T-R(x)   |
| 25-24 | 9.2 صنف التوزيع T-ILindley(y)  |
| 26-25 | 10.2 المنطق الضبابي  |
| 28-26 | 11.2 المجموعة التقليدية  |
| 29-28 | 12.2 المجموعة الضبابية   |
| 31-29 | 13.2 دوال الانتمااء  |
| 32-31 | 14.2 معامل القطع - الفا  |
| 32    | 15.2 مجموعة القطع الفا   |
| 33-32 | 16.2 التوزيع الاحتمالي الضبابي   |
| 40-34 | 17.2 التوزيع الثلاثي الضبابي المستند على الدالة hg;ldm الاسي - معكوس ليندلي- EILIE معكوس الاسي |
| 46-41 | 18.2 طرائق تقدير معلمات التوزيع المقترن  |

|         |  |
|---------|--|
| 43-41   | 2.18.1 مقدر الإمكان الأعظم للتوزيع الثلاثي الضبابي   |
| 46-43   | 2.18.2 مقدر اعظم مسافة متباعدة                       |
| 46      | 2.19 معايير المقارنة                                 |
| 85-46   | الفصل الثالث المبحث الأول (الجانب التجريبي)          |
| 55      | 1.1.3 تمهيد  |
| 47      | 2.1.3 المحاكاة                                       |
| 51-48   | 3.1.3 مراحل تطبيق تجارب المحاكاة                     |
| 77-51   | 4.1.3 تحليل نتائج المحاكاة                           |
| -85     | الفصل الثالث المبحث الثاني (الجانب التطبيقي)         |
| 86      | 1.2.3 التمهيد  |
| 80      | 2.2.3 سرطان الثدي                                    |
| 81      | 3.2.3 أسباب سرطان الثدي                              |
| 84-82   | 4.2.3 طرق الوقاية من سرطان الثدي                     |
| 88-84   | 5.2.3 المشاهدات الحقيقية                             |
| 88      | 6.2.3 اختبار ملائمة المشاهدات                        |
| 89      | 7.2.3 المفاضلة بين التوزيع المقترن وتوزيعاته الاصلية |
| 96-89   | 8.2.3 تضبيب المشاهدات                                |
| 102-96  | 9.2.3 تحليل المشاهدات                                |
| 104-103 | الفصل الرابع (الاستنتاجات والتوصيات)                 |
| 103     | 1.5 الإستنتاجات (Conclusions)                        |

|          |                                |
|----------|--------------------------------|
| 104      | (Recommendations) التوصيات 2.5 |
| 113--105 | المصادر                        |
| A        | Abstract                       |

### قائمة الجداول

| الصفحة | عنوان الجدول  | رقم الجدول |
|--------|---|------------|
| 48     | قيم الافتراضية لمعلمات توزيع EILIE  | (3-1)      |
| 52     | قيم دالة الكثافة الاحتمالية الحقيقية والمقدرة بطرائق التقدير ومتعدد مربعات الخطأ لكل طريقة والقيم المقدرة لمعلمات التوزيع المقترن للتجربة الأولى  | (3-2)      |
| 57     | قيم دالة الكثافة الاحتمالية الحقيقية والمقدرة بطرائق التقدير ومتعدد مربعات الخطأ لكل طريقة والقيم المقدرة لمعلمات التوزيع المقترن للتجربة الثانية | (3-3)      |
| 63     | قيم دالة الكثافة الاحتمالية الحقيقية والمقدرة بطرائق التقدير ومتعدد مربعات الخطأ لكل طريقة والقيم المقدرة لمعلمات التوزيع المقترن للتجربة الثالثة | (3-4)      |
| 68     | قيم دالة الكثافة الاحتمالية الحقيقية والمقدرة بطرائق التقدير ومتعدد مربعات الخطأ لكل طريقة والقيم المقدرة لمعلمات التوزيع المقترن للتجربة الرابعة | (3-5)      |
| 74     | قيم دالة الكثافة الاحتمالية الحقيقية والمقدرة بطرائق التقدير ومتعدد مربعات الخطأ لكل طريقة والقيم المقدرة لمعلمات التوزيع المقترن للتجربة الخامسة | (3-6)      |
| 84     | أوقات البقاء للنساء المصابات بسرطان الثدي   | (3- 7)     |
| 88     | نتائج اختبار ملائمة المشاهدات   | (3-8)      |
| 89     | نتائج اختبار المقارنة ودقة التوزيعات  | (3-9)      |
| 90     | المشاهدات الحقيقية ودرجة انتماء كل مشاهدة   | (3-10)     |
| 94     | المشاهدات الحقيقية ودرجة انتماء كل مشاهدة عند كل مستوى قطع  | (3-11)     |

### قائمة الاشكال

| الصفحة | عنوان الشكل  | رقم الشكل |
|--------|--|-----------|
| 13     | منحنى دالة الكثافة الاحتماليه للفشل                                  | 2-1       |
| 14     | منحنى دالة الكثافة الاحتماليه التجميعية للفشل                        | 2-2       |
| 16     | منحنى الدالة الكميه  | 2-3       |
| 24     | مخطط صنف التوزيع $T-R(x)$  | 2-4       |
| 26     | نظام المنطق الضبابي  | (2-5)     |
| 28     | المجموعة التقليدية   | (2-6)     |
| 29     | المجموعة الضبابية  | (2-7)     |
| 30     | مميزات دالة الانتماء   | (2-8)     |
| 31     | دالة الانتماء شبه المنحرفة   | (2-9)     |
| 32     | مجموعات ضبابية A لعدة معاملات القطع الفا لدالة انتماء شبه منحرفة     | (2-10)    |
| 34     | مخطط التوزيع المقترح الجديد FEILIE                                   | (2-11)    |
| 37     | منحنى دالة الكثافة الاحتماليه للتوزيع الجديد عند قيم مختلفة لمعلماته | (2-12)    |

|    |  |        |
|----|--|--------|
| 38 | منحنى دالة الكثافة التجميعية للتوزيع الجديد عند قيم مختلفة لمعلماته              | (2-13) |
| 39 | منحنى دالة المغولية للتوزيع المقترن عند قيم مختلفة لمعلماته                      | (2-14) |
| 40 | منحنى دالة المخاطرة للتوزيع الجديد عند قيم مختلفة لمعلماته                       | (2-15) |
| 56 | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية والتجميعية والمغولية للتجربة الأولى عند القطع 0.1  | (3-1)  |
| 56 | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية والتجميعية والمغولية للتجربة الأولى عند القطع 0.3  | (3-2)  |
| 56 | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية والتجميعية والمغولية للتجربة الأولى عند القطع 0.5  | (3-3)  |
| 57 | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية والتجميعية والمغولية للتجربة الأولى عند القطع 0.7  | (3-4)  |
| 62 | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية والتجميعية والمغولية للتجربة الثانية عند القطع 0.1 | (3-5)  |
| 62 | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية والتجميعية والمغولية للتجربة الثانية عند القطع 0.3 | (3-6)  |
| 62 | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية والتجميعية والمغولية للتجربة الثانية عند القطع 0.5 | (3-7)  |
| 62 | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية والتجميعية والمغولية للتجربة الثانية عند القطع 0.7 | (3-8)  |
| 67 | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية والتجميعية والمغولية للتجربة الثالثة عند القطع 0.1 | (3-9)  |
| 67 | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية والتجميعية والمغولية للتجربة الثالثة عند القطع 0.3 | (3-10) |

|     |  |        |
|-----|--|--------|
| 67  | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية والتجميعية والمعولية للتجربة<br>الثالثة عند القطع 0.5          | (3-11) |
| 68  | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية والتجميعية والمعولية للتجربة<br>الثالثة عند القطع 0.7          | (3-12) |
| 72  | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية والتجميعية والمعولية للتجربة<br>الرابعة عند القطع 0.1          | (3-13) |
| 73  | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية والتجميعية والمعولية للتجربة<br>الرابعة عند القطع 0.3          | (3-14) |
| 73  | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية والتجميعية والمعولية للتجربة<br>الرابعة عند القطع 0.5          | (3-15) |
| 73  | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية والتجميعية والمعولية للتجربة<br>الرابعة عند القطع 0.7          | (3-16) |
| 78  | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية والتجميعية والمعولية للتجربة<br>الخامسة عند القطع 0.1          | (3-17) |
| 78  | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية والتجميعية والمعولية للتجربة<br>الخامسة عند القطع 0.3          | (3-18) |
| 78  | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية والتجميعية والمعولية للتجربة<br>الخامسة عند القطع 0.5          | (3-19) |
| 79  | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية والتجميعية والمعولية للتجربة<br>الخامسة عند القطع 0.7          | (3-20) |
| 100 | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية للتوزيع المقترن والمقدر بطريقة<br>اعظم مسافة متباينة           | (3-21) |
| 101 | منحنى دالة الكثافة الاحتمالية التجميعية للتوزيع المقترن والمقدر<br>بطريقة اعظم مسافة متباينة | (3-22) |

(3-23)

102

منحنى دالة البقاء للتوزيع المقترن والمقدر بطريقة اعظم مسافة

متباينة

في نظرية التوزيعات الاحتمالية، يستعمل مصطلح المشاهدات المتناقصة برتابة للإشارة إلى دالة توزيع احتمالي أو دالة كثافة احتمالية تكون غير متزايدة. بمعنى آخر، تكون هذه الدالة إما في حالة تناقص مستمر أو تبقى ثابتة عند الانتقال بين النقاط في المجال الذي تُعرف فيه.

هدفت الرسالة الى تعليم توزيع معكوس ليندلي بمعملة واحدة (One Parameter) ليتناسب مع المشاهدات المتنازلة برتابة من خلال مبدأ الدالة الكمية (Quantile function) بالاعتماد على صنف التوزيع  $\{Y\}_{R-T}$  لغرض وايجاد صنف التوزيع  $\{T\}_{R-I}$  وكذلك ايجاد توزيع جديد من هذا الصنف باعتبار ان توزيع المتغير الأول  $T$  يتبع التوزيع الاسي بمعاملة واحدة (Exponential Distribution) والمتغير  $R$  له توزيع معكوس ليندلي بمعاملة واحدة والمتغير  $Y$  له التوزيع الاسي المعكوس بمعاملة واحدة فيكون التوزيع الموسع الناتج Exponential– Inverse Lindley– Inverse Exponential في ظل نظرية المجموعات الضبابية بتحويل التوزيع الناتج الى ضبابي اذ يكون التوزيع الناتج توزيع ثلاثي ضبابي مستند على الدالة الكمية والذي يرمز له اختصاراً (FEILIE). وتقدير معلمات التوزيع باستعمال طريقة الامكان الاعظم وطريقة اعظم مسافة متباعدة (Maximum Product Spacing) يمكن استعمال تجارب محاكاة مونت-كارلو، إلى جانب تطبيق التوزيع الجديد على بيانات حقيقية، لتوضيح مدى قابلية وفعالية هذا التوزيع وقد وجد تفوق طريقة (MPS) على طريقة الامكان الاعظم . كذلك تم تطبيق التوزيع المقترن على مجموعة تمثل اوقات البقاء للنساء المصابات بسرطان الثدي اذ ان تقديرات طريقة (MPS) كانت متسقة والقيم الحقيقية لكل من دوال (الكثافة الاحتمالية – الكثافة التجمعيه – المعلوليه) اذ ان القيم المقدرة بموجب هذه الطريقة اقرب ما تكون للقيم الحقيقية للتوزيع معكوس الاسي- معكوس ليندلي – الاسي الضبابي المقترن . ونلاحظ انه عندما يكون وقت البقاء ستة اشهر وثمانية

ايم فان احتمال انخفاض الورم يكون (96 %) . وعندما تكون مدة بقاء المريضة شهر وعشرين ايام فان احتمال انخفاض الورم بلغ (%1.3).

**الفصل الأول**

**منهجية الرسالة**

**واستعراض المرجعي**

## 1.1 مقدمة (Introduction)

تعد دراسة اوقات الحياة (Lifetimes) للكائنات الحية والأجهزة والهيكلات والمواد وما إلى ذلك ذات أهمية كبيرة في العديد العلوم كالطب والهندسة والماليه والبيولوجي والهندسيه. والتي تتمذج على اساس توزيع احتمالي معين. وان كل توزيع له خصائصه الخاصة ويرجع ذلك تحديداً إلى شكل دالة معدل الفشل التي قد تكون متباقة أو متزايدة أو ثابتة في سلوكها، فقد تكون ملتوية نحو اليسار (Left Skewed) ، نحو اليمين (Right Skewed)، متباقة (Symmetric) ، متباقة (Monotonic) ، متباقة الذيل (Heavy tail)، او قد تكون متزايدة برتابة (Asymmetric) بحيث يتطلب الامر في كثير من الاحيان تعليم التوزيعات الاساسية لجعلها اكثر قدرة ومرونة للتعامل مع هكذا بيانات.

يعتمد تعليم التوزيعات بشكل اأساسي على إضافة المزيد من المرونة للتوزيعات المعروفة والتي تنتج عن زرع توزيع اأساسي في بنية أكثر قدرة ، وإن أدبيات نظرية التوزيعات مليئة بالتقنيات المختلفة لتعليم التوزيعات لتعزيز قدراتها في نمذجة بيانات العالم الحقيقي.

أولى العديد من الباحثين توزيع ليندلي اهتماماً خاصاً لأهميته في ملائمة المشاهدات الأكثر تعقيد. وقد ذهب بعض الباحثين في مسار دراسة توزيع ليندلي وخصائصه بمزيد من التفاصيل وقاموا بتوسيع هذا التوزيع ليلائم مختلف انواع بيانات اوقات الحياة. اذ توفر التوزيعات الموسعة، والمعروفة أيضاً بالتوزيعات العموميه او ذات المرونة العالية، مزايا وأهميه في النمذجه الإحصائيه وتحليل المشاهدات نظراً لقدرتها على استيعاب مجموعة واسعة من الأشكال والخصائص اذ صممت التوزيعات الموسعة لتناسب الأنماط المتعددة التي تمت ملاحظتها في مجموعات القياسات الواقعية. وتسمح بملاءمه أفضل للقياسات المشاهدة، مما يؤدي إلى نماذج إحصائية أكثر دقة.

في الإحصاء التقليدي، تُستخدم التوزيعات لوصف عدم اليقين بشكل دقيق، عندما يكون لدينا مجموعة محددة من الاحتمالات لكل قيمة ممكنة. ولكن نظرية المجموعات الضبابية بدلاً من من تعين احتمالات محددة لكل قيمة، تستعمل دوال انتماء لتحديد درجة الانتفاء لكل عنصر إلى مجموعة معينة، وهذه الدرجات تتراوح بين 0 و 1 . في كثير من الحالات، يمكن استعمال المفاهيم من نظرية الاحتمالات ونظرية المجموعات الضبابية معًا لإنشاء نماذج أكثر دقة ودقة لمعالجة مشكلات عدم اليقين. وعلى ذلك يمكن اعتبار نظرية المجموعات الضبابية كامتداد لنظرية الاحتمالات لتشمل أنواعاً

## الفصل الأول

### منهجية الرسالة والاستعراض المرجعي

أوسع من عدم اليقين والغموض، مما يوفر أدوات أكثر تنوّعاً ومرنة للتعامل مع المشاكل التي تتطوّر على عدم اليقين.

لذلك جاءت هذه الرسالة مقسمة إلى أربعة فصول :

الاول، منهجية الرسالة وبعض الدراسات السابقة المتعلقة بالرسالة.

الثاني ، في الجانب النظري، سيتم تناول المبادئ الأساسية في نظرية التوزيعات، مع تعريف

الدالة الكمية **Lindley Quantile function**، بالإضافة إلى استعراض توزيع ليندلي

**Inverse Lindley distribution** وخصائصه، وكذلك توزيع معكوس ليندلي **distribution**

وخصائصه. سيتم أيضاً التطرق إلى تصنيف التوزيع  $\{Y-T-R\}$ ، فضلاً عن تقديم التوزيع الموسع

الجديد المقترن، مع التركيز على خصائصه. أخيراً، سيتم توضيح الطرائق المستخدمة لتقدير معلمات

التوزيع المقترن.

الثالث تألف من مبحثين، المبحث الاول الجانب التجريبي تضمن تجارب محاكاة مونت-كارلو لغرض بيان قابلية التوزيع المقترن ومقارنته مع توزيعاته الأساسية.

المبحث الثاني شمل الجانب التطبيقي والذي تم فيه تطبيق التوزيع المقترن الجديد على عينة عشوائية حقيقة تمثل اوقات البقاء لـ حجم عينه (100) مريضة مصابة بسرطان الثدي واللاتي تلقين علاج من مركز كربلاء لمعالجة الاورام.

الفصل الرابع شمل الاستنتاجات وكذلك التوصيات .

## 1.2 مشكلة الرسالة (Thesis Problem)

كثيراً ما نلاحظ اختلاف بعض القيم في العينة عن بقية المشاهدات، أو قد تنقسم العينة إلى أجزاء(Quantiles) ، يمثل كل جزء منها اتجاهًا معيناً. فقد تكون المشاهدات ملتوية نحو اليمين (Right Skewed) أو نحو اليسار (Left Skewed) ، أو قد تكون متباينة (Symmetric) ، أو تتميز بأطراف كثيفة (Heavy tail) ، أو تظهر نمطاً متزايداً برتابة (Monotonic Increasing) أو

متناظراً برتابة (Monotonic Decreasing) على سبيل المثال، في علم الأورام، قد ينخفض حجم الأورام بعد العلاج الكيميائي أو الإشعاعي، حيث يمكن للمشاهدات التي تمثل أوقات انحسار حجم الورم أن تظهر اتجاهًا تنازليًا برتابة. وفي بعض الحالات، قد يزداد حجم الورم حتى مع العلاج. لذلك، من الضروري وجود توزيع احتمالي دقيق لهذه الظاهرة لتحليلها وقياس احتمالية حدوثها بشكل موثوق.

### 1.3 هدف الرسالة (Thesis Aim)

تهدف الرسالة إلى استعمال مبدأ الدالة الكمية (Quantile function) بناءً على صنف التوزيع  $T\text{-R}\{Y\}$  الذي اقترحه Alzaatreh et al. (2014) لتوصيف التوزيعات، وذلك بهدف تعليم توزيع معكوس ليندلي بمعاملة واحدة (One Parameter Inverse Lindley Distribution) بهدف تحسين خصائصه الأساسية لتناسب للمشاهدات المتنازلة برتابة، وتطوير صنف جديد من التوزيعات وهو  $T\text{-IR}\{Y\}$ ، يتم توليد توزيع جديد بحيث يتبع المتغير  $T$  توزيع الأسّي بمعاملة واحدة (Exponential Distribution)، والمتغير  $R$  توزيع معكوس ليندلي بمعاملة واحدة، والمتغير  $Y$  توزيع الأسّي المعكوس بمعاملة واحدة، لينتج عن ذلك التوزيع الموسّع Exponential-Inverse Lindley-Inverse Exponential. تعتمد هذه الدراسة على نظرية المجموعات الضبابية، إذ تم تحويل التوزيع الناتج إلى توزيعات ضبابية ما يؤدي إلى توليد توزيع ضبابي ثلاثي مستند إلى الدالة الكمية، ويرمز له اختصاراً بـ FEILIE يتم تقدير معلمات التوزيع باستعمال طريقة الإمكان الأعظم (Maximum Likelihood Estimation) وطريقة أعظم مسافة متباude (Maximum Product Spacing) من خلال تجارب محاكاة مونت كارلو، كما يتم اختبار فعالية التوزيع الجديد عبر تطبيقه على بيانات حقيقة.

### 1.4 الإستعراض المرجعي (Litreature Review)

قدم الباحث ليندلي (Lindley, 1958) توزيع سمي باسمه ودرس خصائصه وعلاقته بتوزيعات أوقات الحياة الأخرى ، الذي لعب دوراً مهما في نمذجة بيانات أوقات الانتظار كديل للتوزيع الأسّي وتوزيع كاما. تلته بعد ذلك العديد من الدراسات والبحوث المتعلقة بنظرية التوزيعات تناولت العديد من الأساليب المختلفة لتعليم توزيع ليندلي من أجل تحسين قدراته في نمذجة المشاهدات الحقيقة واعطاءه مرونة أكثر . وفيما يلي بعضاً من تلك الدراسات والبحوث :

❖ اقترح (M.E. Ghitany & et. al, 2011) توزيع ليندلي الموسع بمعلمتين ودرسوا الخصائص الرياضية للتوزيع مثل دالة البقاء (Survival Function) ودالة المخاطرة (Hazard Function) وقارنا التوزيع المقترن مع توزيع ليندلي بمعلمتين وتوزيع وايل وتوسيع القوة الأسية (Power-Exponential) ، وتم استعمال طريقة الامكان الاعظم في تقدير معلمات التوزيع الموسع، وباستعمال تجارب محاكاة مونت- كارلو وعن طريق المعايير الاحصائية (معيار LnL ، معيار كولكروف سميرنوف k-s والقيمة الاحتمالية p-value) . وكذلك تم استعمال بيانات حقيقة تمثل خنازير غينيا المصابة بعصيات درنة خبيثة . وتوصلوا بان توزيع ليندلي الموسع الجديد الأفضل من بقية التوزيعات المدروسة واكثر مرونة من توزيع ليندلي بمعلمتين.

❖ قدم (Shanker & A.Mishra, 2013b) توزيع ليندلي بمعلمتين ( Two ) خصائص هذا التوزيع مثل الدالة المولدة للعزوم والانحرافات المتوسطة والاحصاءات المرتبة ومنحنيات لورنر وبونفيروني (Lorenze & Bonferroni) ودالة ريني انتروبي (Renyi Entropy) ومعولية الاجهاد-المثانة. وقدرا معلمات الانموذج باستعمال طريقة الامكان الاعظم . وقارنا بين توزيع ليندلي بمعلمتين وتوزيع ليندلي بمعلمة واحدة باستعمال احصاءة (Chi-square) . وتم ملائمة مجموعات مختلفة من بيانات تمثل أوقات الانتظار (بالدقائق) لـ 100 عميل بنك وفترات البقاء على قيد الحياة (بالأيام) لـ (72) خنزير غينيا مصاباً بعصيات درنة خبيثة وبيانات وفيات لأنواع طيور الشحرور ، واثبنا ان توزيع ليندلي بمعلمتين الجديد اكثراً ملائمة من توزيع ليندلي بمعلمة واحدة لمجموعات المشاهدات كافة.

❖ قدم (Shanker et al., 2013) توزيع شبه ليندلي الجديد بمعلمتين (New Quasi LD) لنمنجة بيانات زمن البقاء والانتظار وتم ايجاد خصائص هذا التوزيع مثل الدالة المولدة للعزوم والانحرافات المتوسطة والاحصاءات المرتبة ومنحنيات لورنر وبونفيروني (Lorenze & Bonferroni) ودالة ريني انتروبي (Renyi Entropy) ومعولية الاجهاد- المثانة. وقدرا معلمات الانموذج باستعمال طريقة الامكان الاعظم وطريقة العزوم. وقارنا بين توزيع ليندلي بمعلمتين وتوزيع شبه ليندلي وتوزيع ليندلي بمعلمة واحدة باستعمال احصاءة كاي سكوير (Chi-square) .. وتم ملائمة مجموعات مختلفة من مشاهدات تمثل أوقات الانتظار (بالدقائق)

لـ 100 عميل بنك وفترات اوقات الحياة (بالأيام) لـ (72) خنزير غينيا مصاباً بعصيات درنة خبيثة وبيانات وفيات لأنواع الطيور الشحور ، واثبنا ان توزيع شبه ليندلي الجديد بمعلمتين الجديد أكثر ملائمة من باقي التوزيعات لمجموعات المشاهدات كافة.

❖ في نفس العام قدم (Alzaatreh & Lee, C., 2013) طريقة جديدة لتوليد عائلات التوزيعات المستمرة بحيث تستعمل المتغير العشوائي  $X$  المحول لتحويل متغير عشوائي آخر  $T$  بسمى المتحول بحيث تكون العائلة الناتجة عائلة توزيعات  $T-X$  ، لها علاقة بدوال المخاطرة وكل توزيع يتم توليده يعتبر دالة مخاطرة موزونة للمتغير العشوائي  $X$  واستعملا الباحثان العديد من التوزيعات مع هذه العائلة وهي الأسي (Exponential) وبيتا - الأسي (Beta-) وكاما (Exponentiated-exponential) والاسي - الموزون (exponential) والنصف طبيعي (Half normal) وليفي (Levy) واللوغاريتمي اللوجستي (Gamma) ورالي (Rayleigh) وكمبل نوع الثاني (Type-2 Gumbel) ولو ماكس (Inverse Gaussian) (Lomax) وبيتا المحول (Inverted beta) والكاوسى المعكوس (Weibull) وتوصلا بان عائلة  $T-X$  تكون مرنة للغاية وتناسب أنواعاً معينة من توزيعات المشاهدات مثل التوزيع ذات الذيل الأيسر ، الذيل الأيمن ، خفيفة الذيل أو متينة الذيل. بالإضافة إلى التوزيعات ثنائية النمط (bimodal).

❖ وفي نفس العام قدم (Alzaatreh & Lee, C., 2013) عائلة جديدة من التوزيعات تسمى توزيع  $T-X$  الأسي. وطبق توزيع الأسي- وايبيل (Weibullex) ثلاثي المعلومات وكذلك واستعملا الباحثان العديد من التوزيعات مع هذه العائلة وهي الأسي (Exponential) وبيتا - الأسي (Exponentiated-exponential) والاسي - الموزون (Beta-exponential) وكاما (Half normal) وليفي (Levy) واللوغاريتمي اللوجستي (Type-2 Gumbel) ورالي (Rayleigh) وكمبل نوع الثاني (Log logistic) ولو ماكس (Weibull) ولو ماكس (Lomax) وبيتا المحول (Inverted beta) وبر (Burr) ووايبيل (Weibull) ودرسا بعض خصائصه بما في ذلك شكل التوزيع، والسلوك الحدي (limit behavior)، ودالة المخاطرة (Hazard Function)، وإنتروبي شانون (Shannon's Entropy)، والعزوم، والالتواء (Skewness)، والتفرطح (kurtosis). وتم تطبيقه على ثلاثة مجموعات بيانات حقيقية ومقارنتها بتوزيعات أخرى. وتوصلا الى ان توزيع Weibull الأسي يتاسب بشكل

مناسب مع مجموعات المشاهدات المنحرفة إلى اليسار والمنحرفة إلى اليمين. ويعطي مرونة أكثر من التوزيعات الأساسية.

❖ وفي نفس العام قدم (Elbatal et al., 2013) صنفًا جديداً من التوزيعات يُسمى "توزيع ليندلي المعتم الجيد (NGLD)." يضم هذا الصنف العديد من التوزيعات المعروفة حالات خاصة، بما في ذلك توزيعات كاما (Gamma)، والأسي (Exponential)، وليندلي (Lindley). تم استخراج واستنفار دالة المخاطرة (Hazard function)، ودالة المخاطرة العكسية (Reverse Hazard function)، والعزوم (Moments)، والعزوم (Moment Generating function)، ومقاييس التفاوت وهي منحنيات بونفروني ولورنز (Bonferroni and Lorenz curves). قدرًا معلمات التوزيع الجديد باستعمال طريقة الأمكان الأعظم (Maximum Likelihood Method) وطريقة المرربعات الصغرى (Weighed Least Squares Method) وطريقة المرربعات الصغرى الموزونة (Least Squares Method). وتم استعمال مجموعتين من المشاهدات الحقيقية الأولى مجموعة بيانات غير خاضعة للرقابة تتوافق مع أوقات البقاء (بالشهر) لعينة عشوائية مكونة من 128 مريضاً بسرطان المثانة والثانية أوقات البقاء (باليام) لـ 72 حناظير غينيا المصابة بعصيات السل الخبيثة. وتوصلوا بأن يقدم التوزيع المقترن أكثر مرونة وبعد انموذجًا بدليلاً عن النماذج الأخرى المتوفرة في الأدبيات لنماذج المشاهدات الحقيقية في العديد من المجالات.

❖ اقترح (Alzaatreh et al., 2014) أربعة عائلات من التوزيعات الطبيعية المعمرة باستعمال عائلة فئة  $T-X$ . تُسمى هذه العائلات الأربع من التوزيعات بعائلات **T-normal** الناتجة عن الدوال الكمية لـ الأسي القياسي (exponential standard)، والتوزيع اللوغ-لوجيسي القياسي (standard log-logistic)، والتوزيع اللوجستي القياسي (standard logistic extreme value)، وتوزيع القيمة المتطرفة القياسي (distributions) وتتم دراسة بعض الخصائص العامة بما في ذلك العزوم والانحرافات المتوسطة وانتروبي شانون (Shannon's Entropy) وتوصلوا يمكن أن تكون أشكال توزيعات **T-normal** المقترنة متماثلة أو مائلة إلى اليمين أو مائلة إلى اليسار أو ثنائية النسق. يتم تركيب مجموعتين من المشاهدات ، أحدهما أحادي النسق والآخر ثنائي النسق ، وتعطي هذه العائلات بعض المرونة في مطابقة المشاهدات الواقعية. نظرًا لأن توزيعات **GN** تشمل التوزيع

ال الطبيعي حالة خاصة، فإن استعمال توزيعات  $GN$  لمطابقة المشاهدات الذي يتيح التحقق مما إذا كانت المعلمات الإضافية تميز الانحراف عن التوزيع الطبيعي.

❖ اقترح (Alzaghal, A. & Hamed, D, 2019) عائلة توزيعات جديدة سميت **T-Lomax{Y}** باستعمال منهجية التحويل - المحول، المعروفة باسم صيغة  $T-X$  ، تنشأ عائلات **(Weibull)** من خلال الدالة الكمية للتوزيعات: الأسوي (Exponential)، واييل (Logistic)، اللوجستي (Log-Logistic)، توزيع كوشي (Cauchy) وتوسيع القيمة المتطرفة (Extreme Value). واشتقا الخصائص الأساسية للتوزيعات الجديدة مثل العزوم، الوضعيات وانتروبي شانون (Shannon's Entropy) واستعملوا طريقة الامكان الأعظم لتقدير معلمات التوزيعات الجديدة من خلال تجارب محاكاة لتقييم أدائها. تم استعمال أربعة تطبيقات لمجموعات بيانات حقيقية هي أوقات هدأة مرضى سرطان المثانة وزراعة حشرة **(Tribolium Castaneum)** عند جة حرارة  $24^{\circ}$  ، كسر الإجهاد 50 مم من ألياف الكربون واقوات الوفة للمرضى النفسيين وتوصلا الى ان أشكال هذه التوزيعات **T-Lomax{Y}** مرنة للغاية ويمكن أن تكون متماثلة، مائلة إلى اليمين، مائلة إلى اليسار، أو ثنائية النمط.

❖ قدم (Dey et al., 2019) تعريفاً جديداً لتوزيع ليندلي سمي توزيع ليندلي العكسي المحول بألفا ((Alpha PowerTransformed Inverse Lindley (APUIL))). يتضمن النموذج الجديد توزيع ليندلي العكسي حالة خاصة. تم اشتقاق خصائص مختلفة للتوزيع المقترن، بما في ذلك المنوال ، العزوم، الشرطية، العزوم الشرطية، ومتوسط وقت البقاء ، ومنحنى بونفرونى ولورنر (Bonferroni and Lorenz curves) ، دالة الانتروبي، والترتيب التصادفي، ومعلوية الاجهاد-المتنة ، وإحصاءات المترتبة. وبينما بأنه شكل التوزيع الجديد يكون له دالة معدل الفشل على شكل حوض الاستحمام المقلوب اعتماداً على معلماته. واستعملوا طريقة الامكان الاعظم لعرض تقدير معلمات النموذج. كما تم الحصول على فرات الثقة التقريبية لمعلمات النموذج عن طريق إجراء دراسة محاكاة لفحص أداء الانموذج الجديد. أخيراً، تم تحليل مجموعة بيانات الأولى تمثل أوقات البقاء لمجموعات من المرضى الذين يعانون من مرض سرطان الرأس والرقبة والثانية تمثل أوقات البقاء (بالأيام) لـ 72 خنازير غينيا المصابة بعصيات السل الخبيثة لإظهار كيفية عمل النموذج المقترن في الواقع. وتوصلا بان التوزيع الجديد يوفر ملائمة أفضل من توزيع ليندلي العكسي وبعض تعريفاته المعروفة.

❖ اقترح (Rama & Rahman, 2020) توزيع ليندلي بمعلمتين جديد ، وتم استخراج الاحصاءات الوصفية للتوزيع ، والاحصاءات المرتبة، ومصفوفة معلومات فيشر ، وحدود الثقة للتوزيع ، وتم تقدير معلمات التوزيع المقترن باستعمال طريقة الامكان الأعظم ، وقارنا توزيع ليندلي بمعلمتين مع توزيعات (وييل-توزيع ليندلي بمعلمتين بكل صيغه - توزيع شبه ليندلي-توزيع شبه ليندلي الجديد-توزيع ليندلي بمعلمة واحدة- التوزيع الاسي بمعلمة واحدة) عن طريق استعمال المعايير (AIC- $2\ln L$ - AICc-BIC) لمجموعة من المشاهدات الحقيقية ، وتوصلوا الى ان توزيع ليندلي بمعلمتين الجديد يعطي ملائمة افضل من بقية التوزيعات في نمذجة اوقات الحياة.

❖ قدم (A.Ganaie et al., 2020) توزيع شبه ليندلي الجديد الموزون بثلاث معلمات (Weighed NQLD)، وتم استخراج خصائص التوزيع الجديد وتمت مقارنته مع توزيع شبه ليندلي بمعلمتين عن طريق استعمال المعايير (AIC- $2\ln L$ - AICc-BIC) لمجموعتين من المشاهدات الحقيقية ، وتوصلوا الى ان توزيع شبه ليندلي بمعلمتين الجديد الموزون يعطي ملائمة افضل من بقية التوزيعات في نمذجة اوقات الحياة.

❖ قدم (Bantan et al., 2020) تعليم لتوزيع ليندلي المعكوس يعتمد على عائلة توزيعات مارشال أولكين (Marshall Olkin) وأسموه توزيع ليندلي المعكوس مارشال أولكين المعمم (Generalized Marshall Olkin Inverse Lindley Distribution) ، وان توزيع ليندلي المعكوس وتوزيع ليندلي المعكوس مارشال أولكين حالات خاصة من التوزيع الجديد. واستخرجوا الخصائص الأساسية للتوزيع الجديد، بما في ذلك الدالة الكمية والعزوم والعزوم غير الكاملة وعزوم البوافي والرتب التصادفية (Stochastic Ordering). وتم استعمال طريقة الامكان الأعظم في تقدير معلمات التوزيع الجديد في حالة المشاهدات التامة والرقابة من النوع الأول والرقابة من النوع الثاني واستخراج فترات الثقة لمعلمات التوزيع الجديد وذلك من خلال دراسة محاكاة شاملة لتقدير أداء التقديرات بناءً على التحيز (Bias) ومتوسط مربعات الخطأ (MSE) وطبقوا توزيع ليندلي المعكوس مارشال أولكين المعمم على مجموعتين من المشاهدات الحقيقية الاولى هي اوقات فشل نظام تكييف الهواء في الطائرة والثانية هي اوقات فشل الأجهزة. أظهرت النتائج أن نموذج ليندلي المعكوس مارشال أولكين المعمم يوفر مرونة أكبر في نمذجة بيانات اوقات الحياة يعطي ملائمة افضل من توزيعات القوة ليندلي (Power Lindley) وليندلي الموسع (Extended Lindley) وتوزيع ليندلي المحول القوة الفا (Alpha Power )

**extended Exponential (Transmuted Lindley)** والتوزيع الأسوي - ليندلي الموسع (Lindley).

❖ قدم (Hamed & Alzaghal, 2021) فئة جديدة معممة من توزيع (Lindley) اطلقا عليها اسم فئة  $T\text{-Lindley}\{Y\}$  بالاعتماد على دمج الدوال الكمية (Quantile Functions) لتوزيعات أساسية معروفة مثل المنتظم (Unifrom)، الأسوي (Exponential)، والوغاريتمي اللوجستي (Log-Logistic)، اللوجستي (Weibull)، ومتوزع (Cauchy). واستخرجوا الخصائص الإحصائية لهذه الفئة الجديدة، بما في ذلك المنوال (Shannon's Entropy)، العزوم (Moments)، ودالة انترولي شانون (Modes) واستعملوا الباحثين طريقة الامكان الاعظم (Maximum Likelihood Estimation) لتقدير معلمات الفئات الجديدة من التوزيعات باستعمال تجارب محاكاة مونت كارلو وتوصلا الى ان فئة  $T\text{-Lindley}\{Y\}$  قوية في نمذجة مجموعات المشاهدات أحادية النمط (unimodal) وثنائية النمط (bimodal). وطبقاً للفئة الجديدة على اربعة مجموعات بيانات حقيقية هي الاستهلاك الفصلي للغاز في المملكة المتحدة بين الأعوام 1960-1986 ودرجات الحرارة العظمى السنوية في مدن انكلترا ووقت الاصابة بمرض الايدز واخيراً وقت اوقات الوفاة للمرضى النفسيين وقد تفوق فئة  $T\text{-Lindley}\{Y\}$  من التوزيعات على التوزيعات المعروفة الأخرى في نمذجة مجموعات بيانات العمر أحادية النمط وثنائية النمط.

❖ اقترح (C. S. Rajitha, 2022) توزيعاً جديداً سمي توزيع القوة ليندلي الأسوي (Power Lindley Exponentiated (PEL)) من خلال تعليم توزيع ليندلي باستعمال عائلة التوزيعات الأساسية، والتي يمكن أن تناسب بيانات اوقات الحياة. ثم استخرج الخصائص الإحصائية الرئيسية مثل دالة البقاء، دالة المخاطرة، دالة الخطير العكسية، العزوم، الدالة الكمية، الرتب التصاديفية، الاحصاء المرتب . وقدر معلمات التوزيع باستعمال طريقة الامكان الاعظم ، ثم استعمل دراسة محاكاة مونت كارلو للتحقق من انساق معلمات توزيع PEL من حيث MSE وRMSE والتحيز. وطبق التوزيع الجديد بيانات الوفيات الناجمة عن حالات كوفيد-19 (بالنسبة المؤدية) في الصين والهند، والحالات الجديدة لكورونا-19 المبلغ عنها في دلهي. ثم تتحقق مما إذا كان التوزيع الجديد يناسب مجموعات المشاهدات بشكل أفضل من يتم باستعمال مقاييس إحصائية مختلفة مثل لوغاريتيم دالة الامكان (log-likelihood function)، وإحصاء كولكروف سمنيرنوف K-S، و AIC، و BIC، و HQIC، والقيمة الاحتمالية p لتقدير دقة النموذج.

وتوصل الى ان الانموذج المقترن يتتفوق على نموذجه الأساسي وغيره من النماذج المعروفة وذات الصلة عند تطبيقه على مجموعة بيانات كوفيد-19.

❖ قدم (Eissa et al.,2023) تعميم جديد لتوزيع ليندلي القوة الموسع اسموه توزيع ليندلي (Alpha Power Transformed Extended power ) للقوة الموسع المحورة للقوة ألفا (Lindley APTEPL) . واشتقوا خصائص مختلفة للتوزيع الجديد مثل العزوم والدالة المولدة للعزوم والدالة المميزة والدالة الكمية والدالة المولدة التراكمية. واستعملوا طريقة الامكان الاعظم للحصول على تقديرات معلمات التوزيع الجديد ومن خلال دراسة محاكاة تم فحص أداء المقدرات. وكذلك تم استعمال مجموعتين من المشاهدات لإظهار كيفية عمل توزيع APTEPL عملياً الاولى هي زمن الانتظار (بالدقائق) لـ 100 عميل من عملاء البنك. والثانية مؤلفة من 128 مريضاً بسرطان المثانة وباستعمال معايير المقارنة معيار معلومات اكيكي (Akaike Bayesian Information Criterion (AIC) HQIC (Hannan-Quinn information Criterion (BIC) توصلوا بان التوزيع الجديد يوفر ملائمة أفضل من توزيع القوة ألفا المحول ليندلي (criterion Alpha Power Transformed Lindley) Alpha Power Transformed Extended Lindley Power Extended (Power Transformed Lindley)، القوة ليندلي الموسع (Extended Lindley)، ليندلي الموسع (Lindley) .

❖ قدر (Gompertz- Eraikhuemen et al., 2023) معلمات توزيع جومبرتز-ليندلي (Lindley distribution) هو امتداد لتوزيع ليندلي بثلاثة معلمات وهم معلمتين للشكل ومعلمة مقاييس. استعمل الباحثين طريقة بيز بتوزيعين سابقين غير معلوماتيين منتظم (Uniform) وجيري (Jeffrey) وتوزيع سابق معلوماتي كما (Gamma) لتقدير معلمة الشكل لتوزيع جومبرتز-ليندلي في ظل دالة خسارة تربيعية (Quadratic Loss Function) ودالة خسارة احترازية (Precautionary Loss Function) وقارن طرائق بيز مع طريقة الامكان الاعظم باستعمال محاكاة مونت - كارلو من خلال معيار متوسط مربعات الخطأ (MSE)

وتوصلوا بان طريقة الامكان الاعظم في حالة زيادة حجم العينة وطريقة بيز هي الافضل في حالة الحجوم الصغيرة.

نلحظ من الدراسات السابقة بان الباحثين قاموا بتوسيع توزيع ليندلي ليلائم المشاهدات المتزايدة برتبة او الغير متماثلة او الملتوية نحو اليمين او اليسار او متينة الذيل ولكن في حالة المشاهدات المتناقضة برتبة لم يتطرق الباحثين الى توسيع توزيع ليندلي ليلائم هكذا بيانات . لذلك قمنا بتوسيع توزيع معكوس ليندلي ليلائم المشاهدات المتناقضة برتبة باستعمال صنف التوزيع  $T-R\{y\}$  المعتمد على الدالة الكمية (**Quantile Function**) وكذلك اقتراح توزيع جديد من هذا الصنف باعتبار ان توزيع المتغير  $T$  يتبع التوزيع الاسي المعكوس (**Inverse Exponential Distribution**) بمعملة واحدة والمتغير  $R$  له توزيع معكوس ليندلي بمعاملة واحدة والمتغير  $Y$  له توزيع اسي بمعاملة واحدة فيكون التوزيع الموسع الناتج **Inverse Exponential- Inverse Lindley-** **Exponential** في ظل بيئة ضبابية بتحويل التوزيع الناتج الى ضبابي والذي يرمز له اختصاراً **(FEILIE)** وتقدير معلمات التوزيع الجديد باستعمال طريقة الامكان الاعظم وطريقة اعظم مسافة متباعدة **(MPS)**.

**الفصل الثاني**

**الجانب النظري**

## 2.1 تعريف:

تلعب نظرية التوزيعات (**Distributions Theory**) دوراً مهماً في فهم الظواهر العشوائية واتخاذ القرارات المستندة إلى الاحتمالات في مجموعة واسعة من المجالات. فهي تتيح تحليل المشاهدات الإحصائية بشكل فعال. استعملت التوزيعات لوصف كيفية توزيع المشاهدات وتحديد المؤشرات الإحصائية الرئيسية مثل المعدل الحسابي والانحراف المعياري وكذلك التنبؤ بالأحداث المستقبلية. وكذلك تم استعملت التوزيعات الاحتمالية لتقدير المخاطر المحتملة واتخاذ القرارات الاستراتيجية. وكذلك في طب الأولئمة ، يمكن استعمال توزيعات الاحتمال لفهم انتشار الأمراض وتحديد الاحتمالات المتعلقة بظهور حالات جديدة أو إصابة المزيد من الأشخاص. كذلك يستعمل مهندسون البرمجيات وعلماء المشاهدات نظرية التوزيعات في تحليل المشاهدات وتحسين الأداء والأمان في تطبيقات البرمجيات وأنظمة المعلومات.

وعلى الرغم من أن التوزيعات الاحتمالية ونظرية المجموعات الضبابية تهتمان بمعالجة عدم اليقين بطرق مختلفة، إلا أنها يمكن أن تتكامل بشكل فعال في العديد من التطبيقات لتحسين دقة وفعالية النماذج والتحليلات. فكلاهما يوفران إطاراً للتعامل مع عدم اليقين. التوزيعات الاحتمالية تقدم احتمالاً رقمياً لكل حدث، بينما المجموعات الضبابية تستخدم درجات الانتماء لتمثيل الضبابية في المشاهدات.

لذا عرض هذا الفصل المبادئ الأساسية في نظرية المجموعات الضبابية وكذلك المبادئ الأساسية في نظرية التوزيعات كدالة الكثافة الاحتمالية ودالة الكثافة التراكمية والدالة الكمية وتوزيع ليندلي ومعکوسه وخصائصهما وصنف التحويل  $\{Y-R-T\}$ . وصنف التوزيع ليندلي المقترن.

2.2 دالة الكثافة الاحتمالية (**Probability Density Function**)

إذا كان  $T$  يمثل متغير عشوائي موجب يمثل وقت حدوث الفشل (**Failure time**) فإن له دالة تقيس إحتمال فشل أو توقف المركبة عن العمل خلال الفترة ( $t < T < t + \Delta t$ ) مهما كانت قيمة التغير في الوقت ( $\Delta t$ ) ويمكن التعبير عنها رياضياً كالتالي:

[ Kapir , H.C. Saxena, 2008, 218]

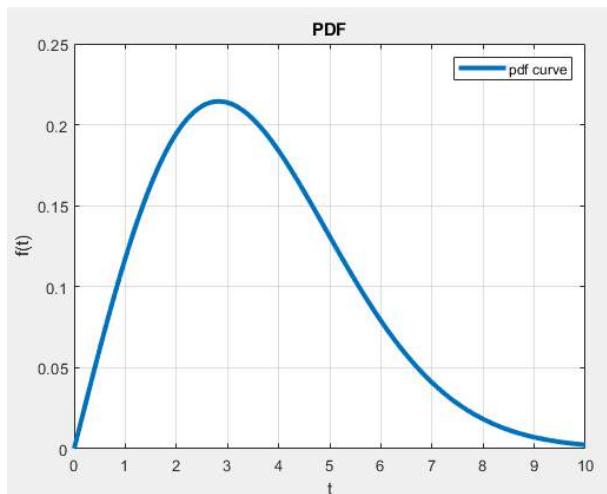
$$f_T(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{p_r(t < T < t + \Delta t)}{\Delta t} ; t \geq 0 \quad \dots (2 - 1)$$

ولهذه الدالة الخصائص الآتية:

$$\int_0^{\infty} f_T(t) dt = 1 \quad -1$$

$$f_T(t) \geq 0 \quad -2$$

دالة وحيدة القيمة لكل وقت فشل. -3



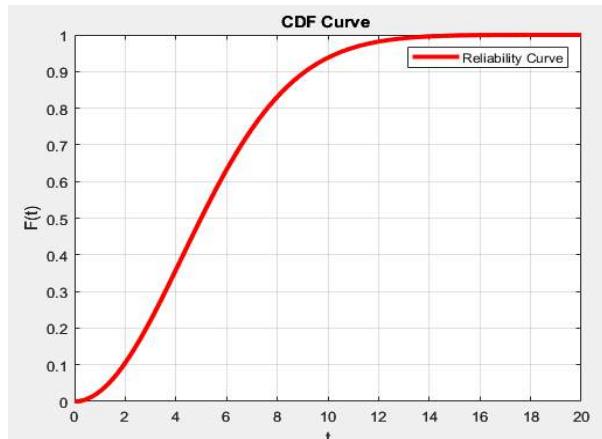
شكل (2-1) منحنى دالة الكثافة الاحتمالية للفشل

### 2.3 دالة الكثافة التجميعية (CDF)

وهي احتمال فشل أو توقف المركبة عن العمل لوقت الفشل ( $t$ ) ويعبّر عنها رياضياً كما يأتي:

$$F_T(t) = p_r(T < t) = \int_0^t f(u) du; \quad t \geq 0 \quad \dots (2-2)$$

يطلق عليها دالة الاحتمال التجميعي (CDF) للفشل لحين الوقت  $t$ . وهي دالة غير متزايدة عن أي وقت من اوقات الفشل. [ Kapir , H.C. Saxena, 2008, 218]



شكل (2-2) منحنى دالة الكثافة التجميعية للفشل

## 2.4 الدالة الكمیة (Quantile Function) (QF)

تعرف بدالة التوزيع التراكمي العكسية (Inverse CDF)، هي مفهوم إحصائي يستعمل في الاحتمالات ونظرية التوزيعات وهي تعطي القيمة التي تساوي عندها دالة التوزيع التراكمي (CDF) احتمالاً محدداً أو تتجاوزه. تعتبر الدالة الكمیة مفيدة بشكل خاص لفهم توزيع المشاهدات وتقدير النسب المئوية وإنشاء فترات الثقة. وان العديد من التوزيعات الإحصائية مثل التوزيع الطبيعي والتوزيع الأسی وتوزيع وايبل ... لها دوال کمية محددة. [Bensid & H.Zeghdoudi, 2017, 2]

يمكن استعمال الدالة الكمیة لایجاد متغير عشوائي بحيث تكون دالة التوزيع التراكمية بمثابة دالة التوزيع الخاصة به. تستعمل هذه الحقيقة كأساس لطريقة محاكاة مونت- كارلو من توزيع عشوائي باستعمال مولد أرقام عشوائي.

وليس هنالك تقييد بحالة المتغير العشوائي المستمر فلتوزيع المتقطع ايضاً توجد دالة کمية وبالتالي التعريف العام لها وكالآتي:

اذا كان  $X$  متغير عشوائي له توزيع احتمالي له دالة احتمالية تراكمية ( $F(x)$ ) فان الدالة الكمیة تعرف كالتالي: [P. Feiffer, 2023, 270]

$$Q(p) = \inf\{x: F(x) \geq p\} \quad \forall 0 < p < 1 \quad \dots (2 - 3)$$

اذ أن  $\inf$  المقصود بها "infimum" وتحتضر إلى "inf" وتعني "القيمة الدنيا" أو "الحد الأدنى" ، هو أكبر قيمة دنيا يمكن أن تكون أقل من أو تساوي جميع القيم في مجموعة معينة، بمعنى أنه ليس

بالضرورة أن يكون عنصراً في المجموعة، لكنه أصغر قيمة حقيقة لا تزال أكبر من أو تساوي جميع عناصر المجموعة. فإذا كان الحد الأدنى لمجموعة  $S$  من الأعداد الحقيقة هو أكبر عدد حقيقي  $m$  بحيث أن كل عنصر في  $S$  يكون أكبر من أو يساوي  $m$  ويرمز إلى الحد الأدنى بالرمز  $\inf(S)$  فإذا افترضنا أن لدينا المجموعة الآتية: [Rudin, 1976, 57]

$$S = \{x \in \mathbb{R} \mid x > 1\}$$

لا تحتوي المجموعة  $S$  على الحد الأدنى (حيث لا يوجد عدد معين هو أصغر عدد في المجموعة)، ولكن الحد الأدنى لهذه المجموعة هو  $1$ ، لأن  $1$  هو أكبر عدد يمكن أن يكون أقل من أو يساوي كل عنصر في المجموعة  $S$  [Zakon, 2004, 123]

وهذا لابد من التمييز بين القيمة الدنيا (Minimum) والتي هي أصغر عنصر في المجموعة. إذا كان الحد الأدنى هو عنصر في المجموعة، فيُسمى بالقيمة الدنيا. وإذا لم يكن الحد الأدنى عنصراً في المجموعة، فإنه لا يُسمى بالقيمة الدنيا بل يظل حدًا أدنى فقط. [Rockafellar et al., 2009, 191]

والمعادلة (2-3) تطابق الآتي :

$$F_X(x) = P(X \leq x) = p$$

$$Q(p) = F_X^{-1}(x) \quad \dots (2 - 4)$$

ونلاحظ من معادلة (2-3) انه:

If  $F(x^*) \geq p^*$  , then  $x^* \geq \inf\{x^* : F(x^*) \geq p^*\} = Q(p^*)$

If  $F(x^*) < p^*$  , then  $x^* < \inf\{x^* : F(x^*) \geq p^*\} = Q(p^*)$

اذ أن:

$x^*$  اي قيمة من قيم المتغير العشوائي  $X$

$p^*$  اي رقم عشوائي تم توليده يقع بين الصفر والواحد الصحيح.

وعليه سيكون لدينا الخاصية الآتية:

$$Q(p) \leq p * \text{ iff } p \leq F(x) \quad \forall p \in (0, 1) \quad \dots (2 - 5)$$

ومن الخاصية في معادلة (2-5) نحصل على الخاصية الآتية:

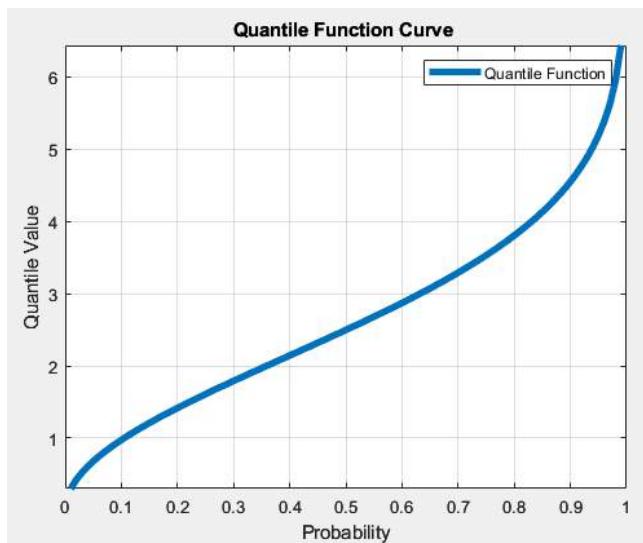
$$Q(p) \leq p * \text{ iff } p \leq F(x) \quad \forall p \in (0, 1) \quad \dots (2 - 6)$$

اي أنه إذا كان  $P = U$  له توزيع منتظم بالفترة  $(0, 1)$ ، وكانت  $F_X = F$  هي أي دالة توزيع، مع دالة كمية  $Q$ ، فإن المتغير العشوائي  $X = Q(U)$  ، له دالة توزيع  $F_X(x)$  فانه :

$$F_X(x) = P(Q(U) \leq x) = P(U \leq F_X(x)) = F(x) \quad \dots (2 - 7)$$

بعارة أخرى، ترجع الدالة الكمية الحد الأدنى لقيمة  $x$  التي يكون فيها احتمال أن تكون  $X$  أقل من أو يساوي  $x$  أكبر من أو يساوي احتمالاً محدداً  $p$ .

ان الوسيط هو عندما تكون الدالة الكمية تساوي 0.5 ( $Q(0.5)$ )، وهو القيمة التي تقسّل النصف الأعلى عن النصف السفلي للتوزيع، والربعات ( $Q(0.25)$ ،  $Q(0.75)$ )، التي تقسّم التوزيع إلى أربعة أجزاء متساوية. [ Ehm, W et al., 2016, 555].



شكل (2-3) منحنى الدالة الكمية

## 2.5 التوزيع الأسوي (Exponential Distribution) (LD)

توزيع احتمالي مستمر أشتقت اسمه من الدالة الأسية ويستعمل هذا التوزيع في تخمين الفترات الزمنية بين وقوع الأحداث . عادة ما يستعمل التوزيع الأسوي في مسائل متعلقة بقياس الزمن. من ذلك مدة خدمة شبكة البريد، مدة المكالمة هاتفية، مدة تفريغ بآخرة الشحن، مدة تصليح آلية، مدة انتظار زبون

قبل الحصول على الخدمة وكذلك في العلوم الدقيقة يستعمل التوزيع الأسوي لتمثيل مدة حياة الذرات المشعة قبل أن تتفكك.

وهو حالة خاصة من توزيع ويبل عندما تكون  $\alpha = 1$  فتكون دالة الكثافة الاحتمالية للتوزيع الأسوي بالشكل الآتي : ( Ross,2009:P176:180 )

$$f(y, \lambda) = \lambda e^{-\lambda y} ; \quad y > 0 \quad \dots (2 - 8)$$

إذا كان  $y \sim \text{exp}(\lambda)$  ، فإن دالة التوزيع التراكمية له هي :

$$F(y, \lambda) = P(Y \leq y) = \int_0^y f(u) du = 1 - e^{-\lambda y} ; \quad y \geq 0 \quad \dots (2 - 9)$$

إذ أن :

$$EY = \frac{1}{\lambda} \quad \dots (2 - 10)$$

$$EY^2 = \frac{2}{\lambda^2} \quad \dots (2 - 11)$$

$$\text{Var}(Y) = \frac{1}{\lambda^2} \quad \dots (2 - 12)$$

يعد التوزيع الأسوي من التوزيعات المنحرفة لليمين ، والمعروف أيضاً باسم التوزيع المنحرف بشكل إيجابي، يكون الذيل الموجود على الجانب الأيمن من التوزيع أطول أو أكثر بدانة من الجانب الأيسر والذي ينشأ الانحراف لأن معظم المشاهدات تجتمع نحو اليسار (بالقرب من الصفر) ثم تتضاءل نحو اليمين، وتتناقص تدريجياً. وهذا يعكس طبيعة التوزيع، حيث تكون الأوقات الأقصر بين الأحداث أكثر احتمالاً بكثير من الأوقات الأطول.

ان التوزيع الأسوي المعكوس يشير الى مقلوب التوزيع الأسوي ، فإذا كان  $Y$  له توزيع اسي فان

لـ توزيع اسي معكوس بدالة الكثافة الاحتمالية الآتية

$$f(t, \lambda) = \frac{1}{\lambda} e^{-\frac{t}{\lambda}} ; \quad t > 0 \quad \dots (2 - 13)$$

إذا كان  $t \sim \text{Iexp}(\frac{1}{\lambda})$  ، فإن دالة التوزيع التراكمية له

هي :

$$F(t, \lambda) = P(T \leq t) = \int_0^t f(u) du = 1 - e^{-\frac{t}{\lambda}}; \quad t \geq 0 \quad \dots (2-14)$$

إذ أن :

$$ET = \lambda \quad \dots (2-15)$$

$$ET^2 = 2\lambda^2 \quad \dots (2-16)$$

$$Var(T) = \lambda^2 \quad \dots (2-17)$$

## 2.6 توزيع ليندلي (LD) (Lindley Distribution)

يعد توزيع ليندلي (Lindley Distribution (LD)) من التوزيعات المستمرة المهمة في دراسة أوقات الفشل (Failure data) وأوقات الحياة (Lifetime data) التي بواسطتها باماكنا تمثل الانظمة المختلفة التي تتتألف من مجتمعات مركبة وغير متجانسة وكذلك في تحليل نظرية البقاء [Shanker & Sharma, 2016, 2].

أن توزيع ليندلي بالمعلمة الواحدة أفضل من التوزيع الأسوي في نمذجة بيانات أوقات البقاء [Ghitany et al, 2008, 494 ].

وأن معدل المخاطرة (Hazard rate) في توزيع ليندلي يكون متزايداً مما يقلل من متوسط فترة البقاء عكس التوزيع الأسوي الذي يكون معدل الخطرة له ثابت بمرور الزمن. [Shanker et al., 2013a, 46] [Shanker et al., 2013b, 364] [Shanker et al., 2017, 86]

طبق توزيع ليندلي في مجالات مختلفة. مثل تحليل البقاء على قيد الحياة لنمذجة الوقت حتى وقوع حدث معين مثل حدوث مرض، وكذلك يستعمل لنمذجة معمولية الانظمة أو المركبات ، وكذلك في التأمين وإدارة المخاطر لنمذجة الوقت حتى تقديم مطالبة التأمين، وأيضاً يستعمل في صفوف الانتظار إذ يمكنه نمذجة الوقت الذي يقضيه العميل في قائمة الانتظار قبل أن يتم تقديم الخدمة له. وله اتباط وثيق بنظرية بيز في التقدير، اذ تم استعمال كتوزيع سابق (Prior) كذلك في سياقات بحثية طبية معينة لنمذجة أوقات الانتظار حتى وقوع أحداث طبية معينة أو ظهور حالات طبية محددة.

[Shebib et al. 2022, 548] [Okagbue et al, 2018, 2]

يعد توزيع ليندلي بمعلمة واحدة على اسم مقترنه الباحث (Lindely, 1985) من التوزيعات الاحتمالية المستمرة الذي يطبق فقط على نمذجة المشاهدات ذات معدل الفشل المتزايد الرتيب (Monotonic Increasing Failure Rate) الذي له دالة الكثافة الاحتمالية الآتية:

[Ghitany et al, 2008, 493]

$$f(x; \theta) = \frac{\theta^2}{(\theta + 1)} (1 + x) e^{-\theta x} ; x \geq 0, \theta > 0 \quad \dots (2 - 18)$$

إذ أن المعلمة  $\theta$  تمثل معلمة القياس (Scale Parameter).

ويمكن تعريف دالة التوزيع التراكمية (CDF) للتوزيع بالصيغة الآتية :

$$F(x; \theta) = 1 - \left[ 1 + \frac{\theta x}{(\theta + 1)} \right] e^{-\theta x} ; x \geq 0, \theta > 0 \quad \dots (2 - 19)$$

كما تعرف دالة المعولية للتوزيع بالصيغة الآتية :

$$R(x) = \left[ 1 + \frac{\theta x}{(\theta + 1)} \right] e^{-\theta x} ; x \geq 0, \theta > 0 \quad \dots (2 - 20)$$

وان دالة المخاطرة للتوزيع كما مبين بالصيغة الآتية :

$$h(x) = \frac{\theta^2 (1 + x)}{(\theta + 1) + \theta x} \quad \dots (2 - 21)$$

وان العزم من الدرجة  $r$  حول نقطة الأصل يحسب بالصيغة الآتية :

$$\mu'_r = \frac{r! (\theta + r + 1)}{\theta^r (\theta + 1)} \quad \dots (2 - 22)$$

فعنديما  $r=1$  نحصل على العزم الاول حول نقطة الأصل :

$$\mu'_1 = \frac{\theta + 2}{\theta (\theta + 1)} \quad \dots (2 - 23)$$

وعندما  $r=2$  نحصل على العزم الثاني حول نقطة الأصل :

$$\mu'_{\text{2}} = \frac{2(\theta + 3)}{\theta^2(\theta + 1)} \quad \dots (2 - 24)$$

ومن المعادلتين (2-23) و (2-24) نحصل على التباين لتوزيع ليندلي بمعلمة واحدة وكالآتي:

$$V(x) = \frac{2(\theta + 3)}{\theta^2(\theta + 1)} - \left( \frac{\theta + 2}{\theta(\theta + 1)} \right)^2 \quad \dots (2 - 25)$$

وان الدالة الكمية (Quintile Function) لتوزيع ليندلي بمعلمة واحدة كالآتي:

$$Q(x) = -1 - \frac{1}{\theta} - \frac{1}{\theta} W_{-1}(1 + \theta)(u - 1)e^{-(1+\theta)} \quad \dots (2 - 26)$$

اذ أن  $W_{-1}$  هي دالة لامبرت (Lambert Function) وهي دالة رياضية تستعمل لحل دالة معقدة لايمكن حلها تحليلياً. [Okagbue et al, 2018, 2]

## 2.7 توزيع معكوس ليندلي (ILD) (Inverse Lindley Distribution)

نظرًا لأن توزيع ليندلي يطبق فقط على نمذجة المشاهدات ذات معدل الفشل المتزايد الرتيب (Monotonic Increasing data) ، ولكن في حالة المشاهدات التي تظهر أشكالاً غير رتيبة مثل شكل حوض الاستحمام (Bathtub) وحوض الاستحمام المقلوب (Upside-down bathtub) اي المشاهدات المتناقصة برتابة (Monotonic Decreasing data) تم اقتراح امتداداً لتوزيع ليندلي بايجاد معكوسه وسمى باسم توزيع ليندلي المعكوس (Inverse Lindley Distribution IRD) الذي يُظهر شكل حوض الاستحمام المقلوب لدالة معدل الفشل الخاص به.

فإذا كان المتغير العشوائي  $x$  له توزيع ليندلي ، فإن المتغير العشوائي  $y = \frac{1}{x}$  له توزيع ليندلي المعكوس بدالة الكثافة الاحتمالية الآتية:

$$f(x; \theta) = \frac{\theta^2}{(\theta + 1)} \left( 1 + \frac{1}{x} \right) e^{-\frac{\theta}{x}}$$

، وبالاعتماد على المعادلة الخاصة بتوزيع ليندلي المعكوس :

$$f(x; \theta) = \frac{\theta^2}{(\theta + 1)} \left( \frac{1+x}{x^3} \right) e^{-\frac{\theta}{x}} ; \quad x > 0, \theta > 0 \quad \dots (2 - 27)$$

(El-Monsef, M.M.E.A. and Al-Kzzaz, H.S. (2020)).

إذ أن المعلمة  $\theta$  تمثل معلمة القياس (Scale Parameter) وان دالة التوزيع التراكمية (CDF) لتوزيع ليندلي المعكوس بالصيغة الآتية :

$$F(x; \theta) = 1 - \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta + 1)} \frac{1}{x} \right] e^{-\frac{\theta}{x}} ; \quad x > 0, \theta > 0 \quad \dots (2 - 28)$$

كما تعرف دالة المغولية للتوزيع بالصيغة الآتية :

$$R(x) = \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta + 1)} \frac{1}{x} \right] e^{-\frac{\theta}{x}} ; \quad x > 0, \theta > 0 \quad \dots (2 - 29)$$

وان دالة المخاطرة للتوزيع كما مبين بالصيغة الآتية :

$$h(x) = \frac{\theta^2 (1+x)}{x^2 \left[ \theta + x(1-\theta) \left( e^{-\frac{\theta}{x}} - 1 \right) \right]} \quad \dots (2 - 30)$$

وان العزم من الدرجة  $r$  حول نقطة الأصل يحسب بالصيغة الآتية :

$$\mu'_r = \frac{\theta^r (\theta + 1)}{r! (\theta + r + 1)} \quad \dots (2 - 31)$$

فعندي  $r=1$  نحصل على العزم الاول حول نقطة الأصل :

$$\mu'_1 = \frac{\theta(\theta + 1)}{\theta + 2} \quad \dots (2 - 32)$$

وعندما  $r=2$  نحصل على العزم الثاني حول نقطة الأصل :

$$\mu'_{\text{2}} = \frac{\theta^2(\theta + 1)}{2(\theta + 3)} \quad \dots \quad (2 - 33)$$

ومن المعادلتين (2-32) و (2-33) نحصل على التباين لتوزيع معكوس ليندلي بمعملة واحدة وكالآتي:

$$V(x) == \frac{\theta^2(\theta + 1)}{2(\theta + 3)} - \left( \frac{\theta(\theta + 1)}{\theta + 2} \right)^2 \quad \dots \quad (2 - 34)$$

وان الدالة الكمية (**Quintile Function**) لتوزيع معكوس ليندلي بمعملة واحدة يمكن إشتقاقها كالآتي:

$$Q(x) = - \left[ 1 + \frac{1}{\theta} + \frac{1}{\theta} W_{-1}(-u(1 + \theta)e^{-(1+\theta)}) \right]^{-1} \quad \dots \quad (2 - 35)$$

## 2.8 صنف التوزيع (T-R(x) Class of Distribution) T-R(x)

هناك العديد من التقنيات المختلفة لعميم التوزيعات المستمرة لتعزيز قدراتها في نمذجة بيانات العالم الحقيقي والتي تنتج عن اشتراك توزيع أساسي في بنية أكثر قدرة واعطاء المزيد من المرونة للتوزيعات المعروفة في التعامل مع مشاكل العالم الواقعية.

ويعد صنف التحويل **T-X** الذي قدم من قبل (Alzaatreh et al., 2013) وهو هيكلية لتحويل متغير يدعى المتحول (**Transformer**) بواسطة متغير يدعى المحول (**Transform**) لعميم توزيع ليندلي بمعملة واحدة (**One Parameter Lindley Distribution**) والذي اطلق عليه اسم فئة التوزيعات **T-Lindley** (Hamed & Alzaghal, 2021, 2) (Alzaatreh et al., 2014) بحيث يتم عميم التوزيعات باستعمال صنف **T-R** إضافة المزيد من المعلومات إلى التوزيع المعمم. ومن ثم هناك مرونة أكبر في نمذجة بيانات أوقات الحياة.

إذا كان لدينا ثلاثة متغيرات عشوائية **Y, R, T** لكل منها دالة توزيعية :

$$F_T(x) = P(T \leq x)$$

$$F_R(x) = P(R \leq x)$$

$$F_Y(x) = P(Y \leq x)$$

و دالة كثافة احتمالية لكل متغير هي:

$$f_Y(x)$$

$$f_R(x)$$

$$f_T(x)$$

وان الدالة الكمية للمتغير  $Y$  هي :

$$Q_Y(p) = \inf\{y: F_Y(x) = P(Y \geq x)\}$$

فإن دالة الكثافة الاحتمالية لصنف التوزيع  $\{Y\}$  هي: **T-Lindley**

$$f_X(x) = f_R(x) \cdot \frac{f_T(Q_Y(F_R(x)))}{f_Y(Q_Y(F_R(x)))} \dots (2 - 36)$$

والدالة التوزيعية لصنف التوزيع  $\{Y\}$  هي: **T-Lindley**

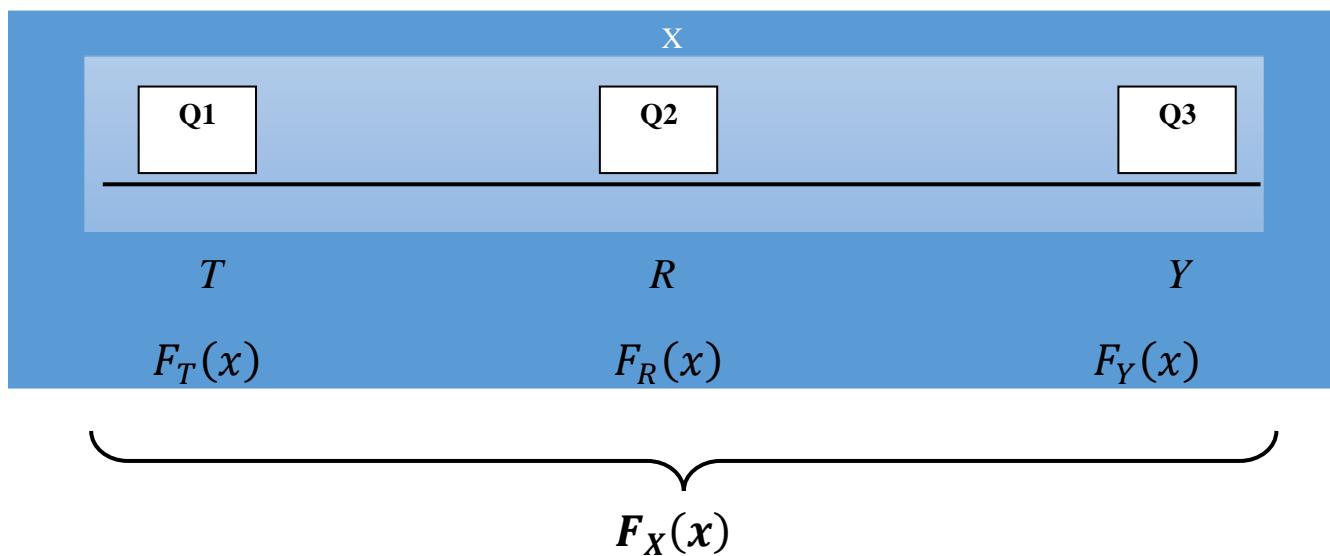
$$F_X(x) = \int_a^{Q_Y(F_R(x))} f_T(t) dt = F_T(Q_Y(F_R(x))) \dots (2 - 37)$$

(Hamed & Alzaghal, 2021, 3)

والصيغة (2-37) تعني ان الدالة التوزيعية للمتغير العشوائي الأول ( $F_T(x)$ ) ونعرض بها بدل قيمة  $x$  الدالة الكمية للمتغير الثالث ( $Q_Y(x)$ ) معرض بها بدل قيمة  $x$  الدالة التوزيعية للمتغير الثاني ( $F_R(x)$ )

نلحظ من الشكل (4-2) ان مدى المتغير العشوائي  $X$  (متغير التوزيع الجديد) مقسم الى ثلاثة اجزاء كل جزء ممثل بربع هي  $Q1$  و  $Q2$  و  $Q3$  على التوالي وكل ربع ممثل بمتغير عشوائي له دالة كثافة احتمالية تراكمية هي ( $F_T(x)$ ,  $F_R(x)$ ,  $F_Y(x)$ ) على التوالي وهي مكونات دالة الكثافة الاحتمالية التراكمية للمتغير  $x$  وهي ( $F_X(x)$ ).

$X$  (متغير التوزيع الجديد) يضم ثلاثة متغيرات ( $T$ ,  $R$ ,  $Y$ )

شكل (4-2) مخطط صنف التوزيع  $T\text{-}R(X)$ 

## 2.9 صنف التوزيع $T\text{-ILindley}(Y)$ المقترن

### (Proposed $T\text{-ILindley}(Y)$ class of distribution)

يعد صنف التوزيع  $T\text{-ILindley}\{Y\}$  المقترن معكوس صنف التوزيع  $\{Y\}$  المقترن من قبل (Hamed & Alzaghal, 2021) لغرض نمذجة بيانات اوقات الحياة المتباينة برتبة (Monotonic Increasing) وكالآتي :

اذا كان لدينا ثلاثة متغيرات عشوائية وهي:

المتغير العشوائي الأول  $T$ : يمكن ان يكون اي توزيع احتمالي مستمر

المتغير العشوائي الثاني  $R$  هو معكوس ليندلي بمعلمة واحدة والذي له دالة كثافة احتمالية معرفة بالمعادلة (2-17) ودالة تجميعية معرفة بالمعادلة (2-18)

المتغير العشوائي الثالث  $Y$  : يمكن ان يكون اي توزيع احتمالي مستمر

وعليه فان دالة الكثافة الاحتمالية لصنف التوزيع  $T\text{-ILindley}\{Y\}$  تعرف بتطبيق معادلة (2-36) وكالآتي:

$$f_X(x) = \frac{\theta^2}{(\theta+1)} \left( \frac{1+x}{x^3} \right) e^{-\frac{\theta}{x}} \cdot \frac{f_T \left( Q_Y \left( 1 - \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)} \frac{1}{x} \right] e^{-\frac{\theta}{x}} \right) \right)}{f_Y \left( Q_Y \left( 1 - \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)} \frac{1}{x} \right] e^{-\frac{\theta}{x}} \right) \right)} \dots (2-38)$$

وان دالة الكثافة الاحتمالية التجميعية لصنف التوزيع  $T\text{-ILindley}\{Y\}$  تعرف بتطبيق معادلة (2-37) وكالآتي:

$$F_X(x) = \int_a^{Q_Y(F_R(x))} f_T(t) dt = F_T \left( Q_Y \left( 1 - \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)} \frac{1}{x} \right] e^{-\frac{\theta}{x}} \right) \right) \dots (2-39)$$

## 2.10 المنطق الضبابي (Fuzzy logic)

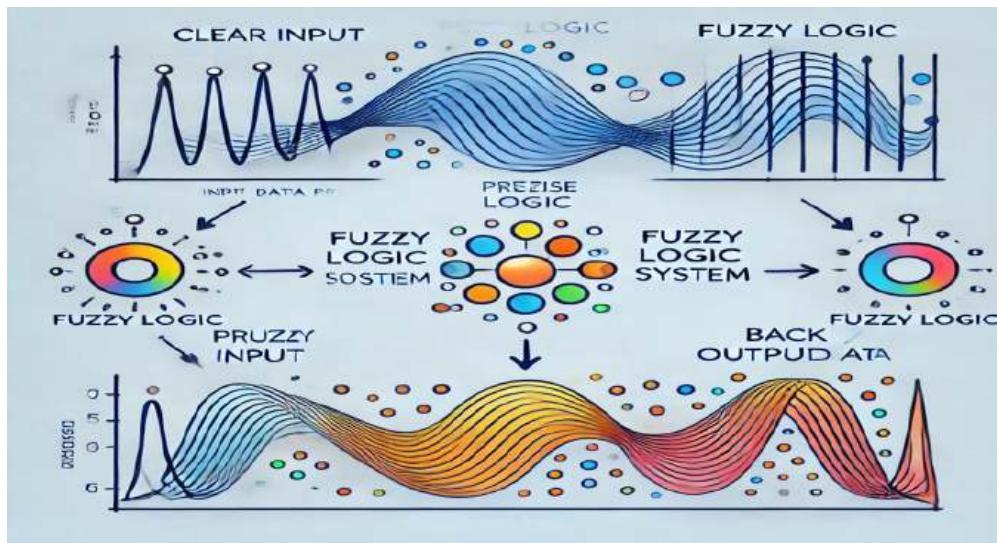
نظام للمنطق الرياضي يتيح التعامل مع المفاهيم الغامضة أو الضبابية، على عكس المنطق التقليدي الذي يتعامل مع القيم الثنائية (صواب أو خطأ). قدم هذا المفهوم بواسطة لطفي زادة في عام 1965 كامتداد لنظرية المجموعات التقليدية ونظرية الاحتمالات، بهدف التعامل مع عدم اليقين والغموض في المشاهدات. وهو أسلوب لمعالجة المتغيرات الذي يسمح بمعالجة قيم الحقيقة المتعددة المحتملة من خلال نفس المتغير. يحاول المنطق الضبابي حل المشكلات باستعمال مجموعة مفتوحة وغير دقيقة من المشاهدات والاستدلالات التي تجعل من الممكن الحصول على مجموعة من الاستنتاجات الدقيقة. تم تصميم المنطق الضبابي لحل المشكلات من خلال النظر في جميع المعلومات المتاحة واتخاذ أفضل قرار ممكن في ضوء المدخلات. (H. B. Yadav, D. ) (Zadeh, 1973,28)

(K. Yadav, 2015, 33)

المنطق التقليدي يعمل مع حالات مؤكدة في الحقيقة، مثل "هل هذا الكائن أخضر؟" أما المنطق الضبابي فإنه يتعامل مع المجموعات التي تتضمن معاني نسبية أو ذاتية، مثل "طويل" أو "كبير" أو "جميل". ومن خلال استعمال قيم غامضة أو غير دقيقة بدلاً من الحقيقة المطلقة أو الكذب، يهدف هذا إلى تكرار كيفية تقييم الناس للقضايا والتوصل إلى الأحكام. (S. N. Sivanandam & et al., 2007, 75)

ويعد المنطق الضبابي أحد الأدوات والأساليب الرياضية المعاصرة التي أظهرت قدرة قوية على حل المشكلات على نطاق واسع في العديد من قطاعات التطبيق. إذ تم التطرق إلى غالبية الميزات التقنية المعاصرة بهذا الأساس المنطقي. إن الافتراض بأن البشر لا يمثلون فئات من الأشياء (على

سبيلاً المثال، فئة الرجال البدناء، أو فئة الأعداد التي تزيد عن 100) على أنها منفصلة تماماً، بل كمجموعات قد تكون فيها درجات متفاوتة من الانتماء، هو أحد أكثر الافتراضات أهمية. وهو من الطرائق المفيدة لمحاكاة التجربة الإنسانية بطريقة واقعية والتي تعتبر حل لمشكلة تمثيل المعلومات التقريبية من خلال التركيز على الاستدلال من خلال التعبيرات جاءت لتسد فجوات كبيرة في المنطق التقليدي (Crisp) عند الاستدلال في ظروف غير مؤكدة وغير دقيقة لأن العديد من الظواهر تتعامل مع معلومات غير دقيقة وغير دقيقة من خلال تخصيص درجة من الانتماء (العضوية) لكل عنصر في المجموعة داخل المجال الحقيقي [1,0]. ويتم تحديد عضوية العنصر في المجموعة الضبابية الفرعية حسب درجته. ويوضح الشكل (2-1) نظام المنطق الضبابي. (علي، 2022، 10)



شكل (2-5) نظام المنطق الضبابي

### 2.11 المجموعة التقليدية (Crisp set)

هي مجموعة يتم تصنيف كل عنصر فيها على أنه ينتمي إليها أو لا ينتمي إليها، مع وجود حدود واضحة لا لبس فيها تفصل كل عنصر يشكل جزءاً من المجموعة عن جميع العناصر الأخرى. قد يكون العنصر في نفس الوقت جزءاً من المجموعة ولا يكون كذلك. [Pak & et al., 2013, 2021, 1213] [341]

لتكن  $X$  مجموعة شاملة (Universe of discourse)، وان  $A$  مجموعة جزئية منها ، فان كل

عنصر  $x$  في  $A$  يمكن ان ينتمي او لا ينتمي للمجموعة  $A$  (H. Garg et al, 2013, 397).

ولتكن  $\mu_A(x)$  دالة مميزة للمجموعة  $A$  تعطي لكل عنصر في المجموعة  $X$  درجة إنتماء الى

المجموعة  $A$  وتكون هذه الدالة ثنائية القيم  $\{0,1\}$  إذ أن:

(A.Ibrahim & A. Mohammed, 2017, 143)

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \in A \\ 0, & \text{if } x \notin A \end{cases}$$

اذ أن  $\mu_A(x)$  تمثل الدالة المميزة للمجموعة التقليدية.

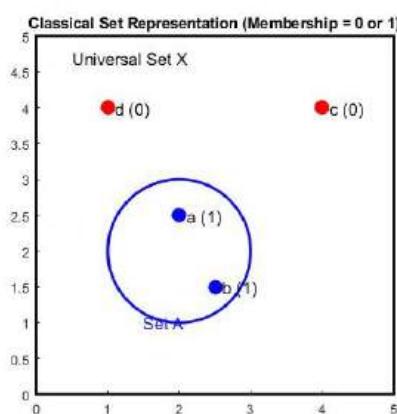
فإذا كانت  $1 = \mu_A(x)$  فان العنصر  $x$  له انتماء تام للمجموعة  $A$

وإذا كانت  $0 = \mu_A(x)$  فان العنصر  $x$  لا ينتمي بتاتاً للمجموعة  $A$

والشكل (2-6) يبين المجموعة التقليدية إذ نلحظ فيه المجموعة  $A$  التي تتضمن العاصر  $a, b$  هي

بداخل الدائرة الذي يشير الى ان العناصر تتبع تماماً للمجموعة  $A$  ودرجة انتماءها تساوي 1 ، بينما

العناصر  $c, d$  لا تمتلك تماماً للمجموعة  $A$  ودرجة انتماءها تساوي صفر



شكل (2-6) المجموعة التقليدية

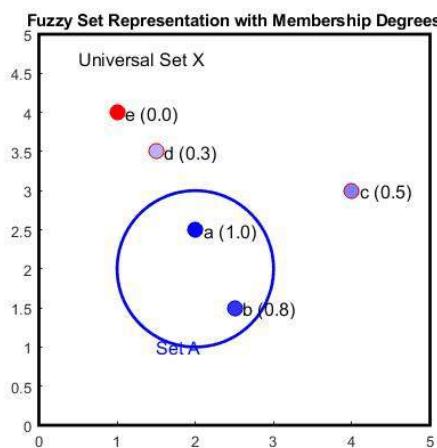
## 2.12 المجموعة الضبابية (Fuzzy set)

المجموعة الضبابية هي مجموعة ذات حدود غير محددة وضبابية، وهي إحدى الأفكار الأساسية للبحث الرياضي الحديث. يتم تعريف المجموعة الضبابية من خلال دالة الانتماء التي تعطي كل عنصر في المجموعة درجة من الانتماء ضمن الفترة  $[0, 1]$ . كل عنصر في المجموعة الضبابية له درجة معينة من الانتماء. (Yager, 2013, 436)

لتكن  $X$  مجموعة فضاء العينة فلتتمثل مجموعة ضبابية ولتكن  $\tilde{A}$  من المجموعة  $X$  نستخرج لها دالة انتماء  $(x) \mu_{\tilde{A}}$  بحيث تكون نتائج قيم الانتماءات بين  $[0, 1]$  لكل قيم  $x$  في فضاء العينة ورياضياً يمكن ان يعبر عن المجموعة الضبابية كالتالي: (علي، 2018، 17)

$$\tilde{A} = \{(x_i, \mu_{\tilde{A}}(x_i)), x \in \Omega, i = 1, 2, 3, \dots, n, 0 \leq \mu_{\tilde{A}}(x) \leq 1\} \quad \dots (2-40)$$

والشكل (2-7) يبين المجموعة الضبابية



شكل (2-7) يوضح المجموعة الضبابية (Fuzzy set)

## 2.13 دوال الانتماء (Membership functions)

وهي الدالة التي تولد قيمًا ضمن الفترة  $[0, 1]$  لتمثل درجة انتماء كل عنصر موجود في المجموعة الشاملة التقليدية ضمن المجموعة الضبابية، وتعد إحدى الدوال الأساسية والهامة في نظرية المجموعات الضبابية (Abboudi & et al, 2020, 614). بمعنى آخر هي الدالة التي تحدد درجة همية العنصر في المجموعة الشاملة إلى المجموعة الضبابية ، وهي دالة ذات قيمة موجبة (Yadav 2019, 120 [ 56 .2020 .نصر الله و علي،

تُحدد دوال الإنتماء بثلاث خصائص رئيسية هي:

### 1- النواة (اللب) (Core)

إذا كانت  $\tilde{A}$  مجموعة ضبابية ، فان لها هو عندما تكون درجة انتماءها كاملة وتساوي 1.

### 2- الداعم (القاعدة) (Support)

إذا كانت  $\tilde{A}$  مجموعة ضبابية ، فان العناصر المتضمنة في المجموعة  $\tilde{A}$  والتي درجة إنتماءها أكبر من الصفر تمثل الداعم لتلك المجموعة :

$$Support(\tilde{A}) = \{x \in \Omega / \mu_{\tilde{A}}(x) > 0\}$$

... (2-41)

### 3- الحدود (Boundary)

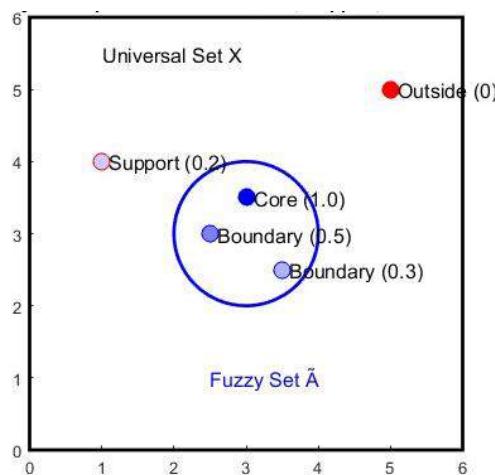
إذا كانت  $\tilde{A}$  مجموعة ضبابية ، فان العناصر المتضمنة في المجموعة  $\tilde{A}$  والتي درجة إنتماءها أكبر من الصفر وغير كاملة اي ان :

$$\text{Boundary}(\tilde{A}) = \{x \in \Omega ; 0 < \mu_{\tilde{A}}(x) < 1\}$$

...

(2-42)

(Tamalika, 2019, 4-5)



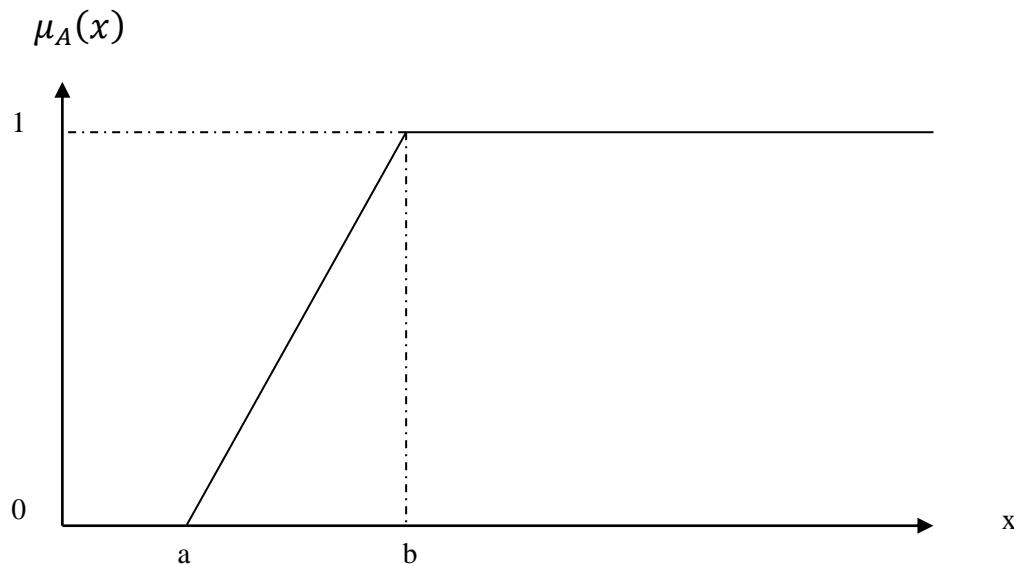
شكل (2-8) مميزات دالة الإنتماء

ويعد شكل دالة الإنتماء من المعايير المهمة التي يجب مراعاتها لغرض الحصول على المجموعة الضبابية، فهناك العديد من دوال الإنتماء اذ تم في هذه الرسالة استعمال دالة الإنتماء شبه المنحرفة وهي من دوال الإنتماء الخطية الذي يكون لديها عنصرين هماي الحد الادنى (a) والحد الاعلى (b) وتكون صيغتها كالتالي :

$$\mu_A(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } t < a \\ \frac{t-a}{b-a} & \text{if } a \leq t \leq b \\ 1 & \text{if } t > b \end{cases}$$

... (3-7)

[de Barros, 2017, 29] ،



شكل (2-9) دالة الانتماء شبه المنحرف

### 2.14 معامل القطع - الفا ( $\alpha$ -cut)

هو اقل درجة انتماء لاي عنصر في المجموعة الضبابية  $\tilde{A}$  وتقع قيمته ضمن الفترة [0 1] والتي تمثل درجة انتماء العناصر الفعالة في التحليل كون الإنتماء المهم ينحصر بين قيمتين على الخط الداعم للمجموعة الضبابية وما عدا تلك القيم يكون قليل الأهمية وخارج نطاق العمل اي انه كل العناصر في المجموعة الشاملة التي لها انتماء اكبر او يساوي القطع الفا [Neamah & Ali , 2020, 643]

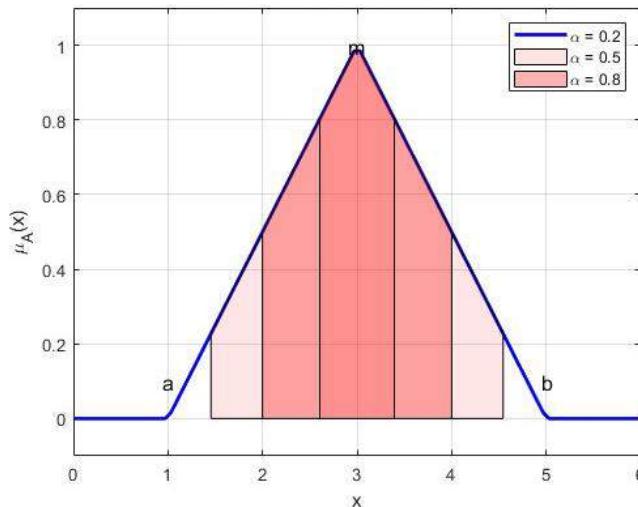
### 2.15 مجموعة القطع الفا ( $\alpha$ -cut set)

وهي مجموعة من معاملات القطع الفا التي ينتج من خلالها مجموعات ضبابية ، يمكن ان يعبر عنها رياضياً : [ Yia et al., 2016, 1045]

$$A^\alpha = \{\tilde{x} \in X; \mu_{\tilde{A}}(x) \geq \alpha\}$$

... (2-44)

إذ ان  $0 < \alpha < 1$  ،  $X$  المجموعة الشاملة (Universe of discourse)



الشكل (2-10) مجموعات ضبابية  $A^\alpha$  لعدة معاملات قطع  $\alpha$  لدالة انتماء متثلثية

نلحظ من الشكل (10-2) ان المنطقة المحددة باللون الوردي المتدرج يمثل مجموعة ضبابية عند ثلاثة معاملات قطع الناتجة من اختيار العناصر التي لها درجة انتماء اكبر او تساوي القطع  $\alpha$ .

## 2.16 التوزيع الاحتمالي الضبابي ( Fuzzy probability Distribution):

باستعمال طريقة تحويل اي توزيع احتمالي تقليدي الى توزيع احتمالي ضبابي وكالآتي :

[علي، 2022، 29-30] [Ali & Neamah, 2022, 443]

بفرض ان اوقات الفشل  $t \in T$  غير دقيقة وغير مؤكدة ويعبر عنها بارقام ضبابية  $\tilde{t} \in \widetilde{T}$  ، بحيث أن:

$$\tilde{t} = \{[0, \infty), \mu_{\tilde{t}}(t)\}$$

فإن متجه مشاهدات العينة التقليدي الناتج من المجموعة الضبابية والذي يمثل كل العناصر

التي تكون لها درجة انتماء اكبر او تساوي القطع الفا ( $\alpha$ -cut) والذي يمثل درجة انتماء العناصر التي

يكون لها دور كبير في التحليل ويعبر عن تلك العناصر بالمجموعة  $A^{(\alpha)}$  بحيث ان :

$$A^{(\alpha)} = \{\tilde{t} = [0, \infty) \in \widetilde{T}, \mu_{\tilde{t}}(t) = \alpha ; \mu_{\tilde{t}}(t) \geq \alpha\} \quad ... (2-45)$$

إذ أن:

$$\alpha < \mu < 1$$

$\tilde{t}_\mu$  دالة الإنتماء التي عن طريقها يتم توليد درجة انتماء كل وقت فشل في فضاء العينة ويمكن ان تأخذ اي شكل من أشكال دوال الإنتماء.

فان دالة التوزيع التجميعية الضبابية **(Fuzzy Cumulative Distribution Function)**  $\widetilde{F}(\tilde{t}_{A^{(\alpha)}}) = \int_0^{\tilde{t}_{A^{(\alpha)}}} f(u)du$  ولأي توزيع فشل يمكن الحصول عليها كالتالي:

$$\widetilde{F}(\tilde{t}_{A^{(\alpha)}}) = \int_0^{\tilde{t}_{A^{(\alpha)}}} f(u)du$$

... (2-46)

وباستناداً إلى الصيغة (2-32) نحصل على التوزيع الإحتمالي الضبابي وكما يأتي:

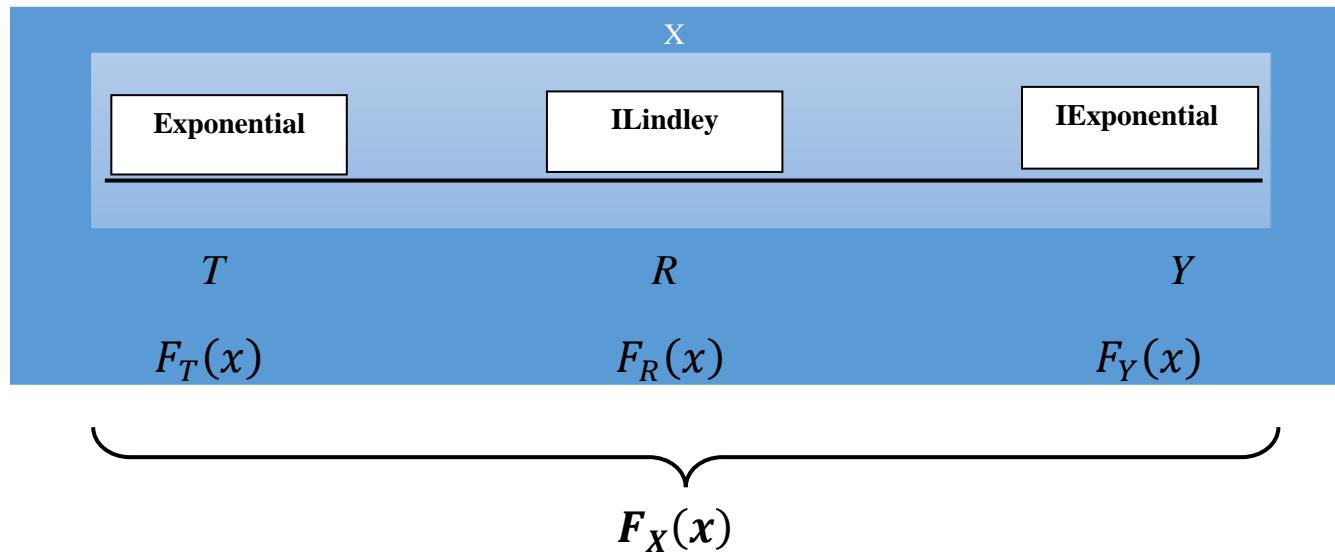
$$\tilde{f}(\tilde{t}) = \frac{\partial \tilde{F}(\tilde{t}_{A^{(\alpha)}})}{\partial \tilde{t}_{A^{(\alpha)}}} = \frac{\partial}{\partial \tilde{t}_{A^{(\alpha)}}} \left[ \int_0^{\tilde{t}_{A^{(\alpha)}}} f(u)du \right] ; \quad 0 < \tilde{t}_{A^{(\alpha)}} < \infty \quad \dots (2-47)$$

2.17 التوزيع الثلاثي الضبابي المستند على الدالة الكمية الاسي- معكوس ليندلي-  
الاسي المعكوس (EILIE)

**(Fuzzy Triple distribution based on Quantile function the Exponential – ILindley- Inverse Exponential)**

ان دالة الكثافة الاحتمالية للتوزيع EILIE تستخرج بتطبيق المعادلة (2-29) كالتالي:

$$f_X(x) = \frac{\theta^2}{(\theta+1)} \left( \frac{1+x}{x^3} \right) e^{-\frac{\theta}{x}} \cdot \frac{f_T \left( Q_Y \left( 1 - \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)} \frac{1}{x} \right] e^{-\frac{\theta}{x}} \right) \right)}{f_Y \left( Q_Y \left( 1 - \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)} \frac{1}{x} \right] e^{-\frac{\theta}{x}} \right) \right)} \dots (2-48)$$



شكل (2-11) مخطط التوزيع المقترن الجديد

توزيع المتغير العشوائي الثاني  $R$  هو توزيع معكوس ليندلي بدلالة الكثافة التجميعية الآتية:

$$F_R(x; \theta) = 1 - \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)} \frac{1}{x} \right] e^{-\frac{\theta}{x}} \quad ; x > 0, \theta > 0 \dots (2-49)$$

توزيع المتغير العشوائي الثالث  $Y$  هو التوزيع الأسوي بالمعلمـة ( $\lambda$ ) بدلالة الكثافة الاحتمالية الآتـية:

$$f_Y(x) = \frac{1}{\lambda} e^{-\frac{x}{\lambda}} ; x > 0, \lambda > 0 \quad \dots (2 - 50)$$

بالدالة الكمية :

$$Q_Y(x) = -\lambda \ln(1 - u) \quad \dots (2 - 51)$$

نعرض بدل  $x$  في معادلة (2-50) بالدالة الكمية في المعادلة (2-51) في المعادلة (32) وكالآتي:

$$\begin{aligned} f_Y(Q_Y(x)) &= \frac{1}{\lambda} e^{-\frac{-\lambda \ln(1-u)}{\lambda}} \\ f_Y(Q_Y(x)) &= \frac{1}{\lambda} (1-u) \end{aligned} \quad \dots (2 - 52)$$

نعرض بدل  $u$  في معادلة (2-52) بالدالة التوزيعية للمتغير العشوائي الثاني  $R$  وكالآتي:

$$\begin{aligned} f_Y(Q_Y(F_R(x; \theta))) &= \frac{1}{\lambda} \left( 1 - \left( 1 - \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)x} \frac{1}{x} \right] e^{-\frac{\theta}{x}} \right) \right) \\ &= \frac{1}{\lambda} \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)x} \frac{1}{x} \right] e^{-\frac{\theta}{x}} \end{aligned} \quad \dots (2 - 53)$$

وعليه فان الدالة الاحتمالية لصنف التوزيع (EHLIE) تكون كالآتي:

$$f_X(x) = \frac{\theta^2}{(\theta+1)} \left( \frac{1+x}{x^3} \right) e^{-\frac{\theta}{x}} \cdot \frac{f_T \left( Q_Y \left( 1 - \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)x} \frac{1}{x} \right] e^{-\frac{\theta}{x}} \right) \right)}{\frac{1}{\lambda} \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)x} \frac{1}{x} \right] e^{-\frac{\theta}{x}}} \quad \dots (2 - 54)$$

1- توزيع المتغير العشوائي الأول  $T$  هو التوزيع معكوس الاسي بدالة الكثافة الاحتمالية الآتية:

$$f_Y(x, \alpha, \beta) = \beta e^{-\beta x} \quad \dots (2 - 55)$$

وعليه:

$$f_T \left( Q_Y \left( 1 - \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)x} \frac{1}{x} \right] e^{-\frac{\theta}{x}} \right) \right) = \beta e^{-\beta \frac{1}{\lambda} \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)x} \frac{1}{x} \right] e^{-\frac{\theta}{x}}} \quad \dots (2 - 56)$$

وعليه فان الدالة الاحتمالية لصنف التوزيع (IEILE) بصيغتها النهائية تكون كالتالي:

$$\begin{aligned}
 f_X(x) &= \frac{\theta^2}{(\theta+1)} \left( \frac{1+x}{x^3} \right) e^{-\frac{\theta}{x}} \cdot \frac{\beta e^{-\beta \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)x} \right]} e^{-\frac{\theta}{x}}}{\frac{1}{\lambda} \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)x} \right] e^{-\frac{\theta}{x}}} \\
 &= \frac{\lambda \beta \theta^2}{(\theta+1)} \left( \frac{1+x}{x^3} \right) \frac{e^{-\beta \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)x} \right]} e^{-\frac{\theta}{x}}}{\left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)x} \right]} \quad \dots (2-57)
 \end{aligned}$$

اذ أن :

**Scale Parameteres**  $\lambda, \beta, \theta > 0$

فعندها :  $\beta = 1, \lambda = 1$  نحصل على توزيع معكوس ليندلي بعلمة واحدة

وعندها  $\lambda = 1$  نحصل على التوزيع الأسوي- ليندلي بعلمتين  $\theta, \beta$

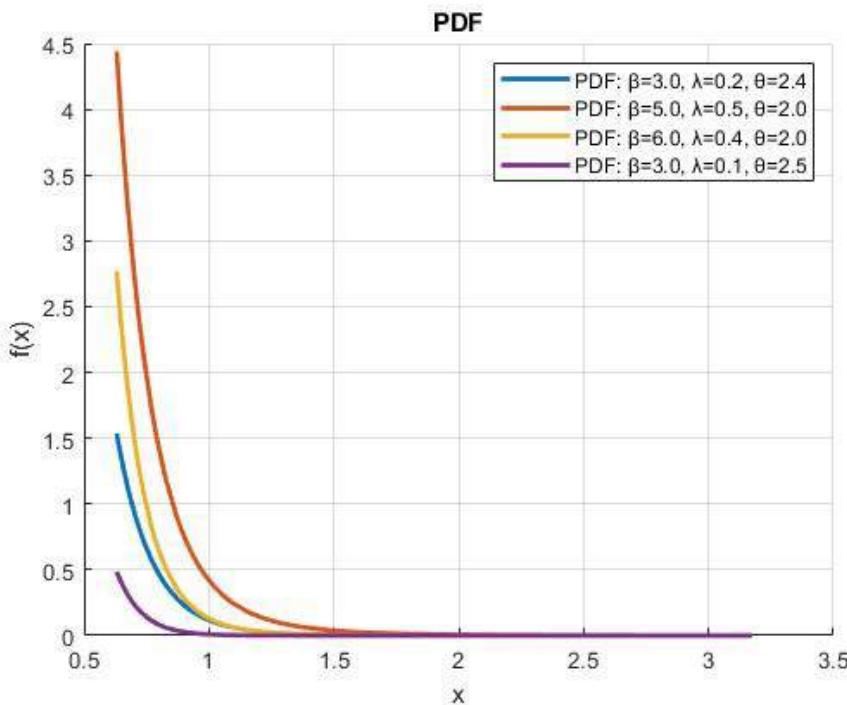
وعندها  $\beta = 1$  نحصل على التوزيع الأسوي المعكوس - ليندلي بعلمتين  $\theta, \lambda$ .

وهذا يثبت بان التوزيع المقترن هو توزيع احتمالي لأنه تركيبة من توزيعات احتمالية.

وبالاعتماد على المعادلة () لتحويل التوزيع المقترن الى ضبابي يكون التوزيع الناتج كالتالي:

$$\tilde{f}_{\tilde{x}}(\tilde{x}_{A^{(\alpha)}}) = \frac{\lambda \beta \theta^2}{(\theta+1)} \left( \frac{1+\tilde{x}_{A^{(\alpha)}}}{\tilde{x}_{A^{(\alpha)}}^3} \right) \frac{e^{-\beta \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)\tilde{x}_{A^{(\alpha)}}} \right]} e^{-\frac{\theta}{\tilde{x}_{A^{(\alpha)}}}}}{\left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)\tilde{x}_{A^{(\alpha)}}} \right]} ; 0 < \tilde{x}_{A^{(\alpha)}} < \infty \quad \dots (2-58)$$

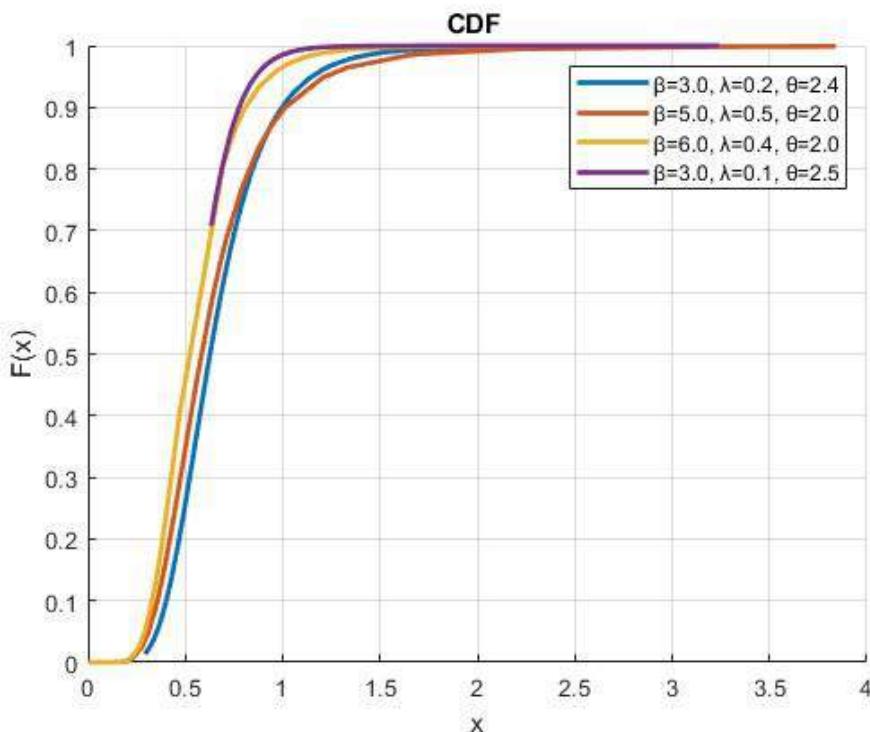
اذ ان  $\tilde{x}_{A^{(\alpha)}}$  هو اي عنصر في المجموعة الضبابية  $\tilde{X}$  بعد القطع  $\alpha$



شكل (12-2) منحنى دالة الكثافة الاحتمالية للتوزيع الجديد FIEILI عند قيم مختلفة لمعلماته

ان الدالة التوزيعية للتوزيع الجديد (FEILIE) الجديد يمكن ان تستخرج بتطبيق المعادلة (2-49)  
كالآتى:

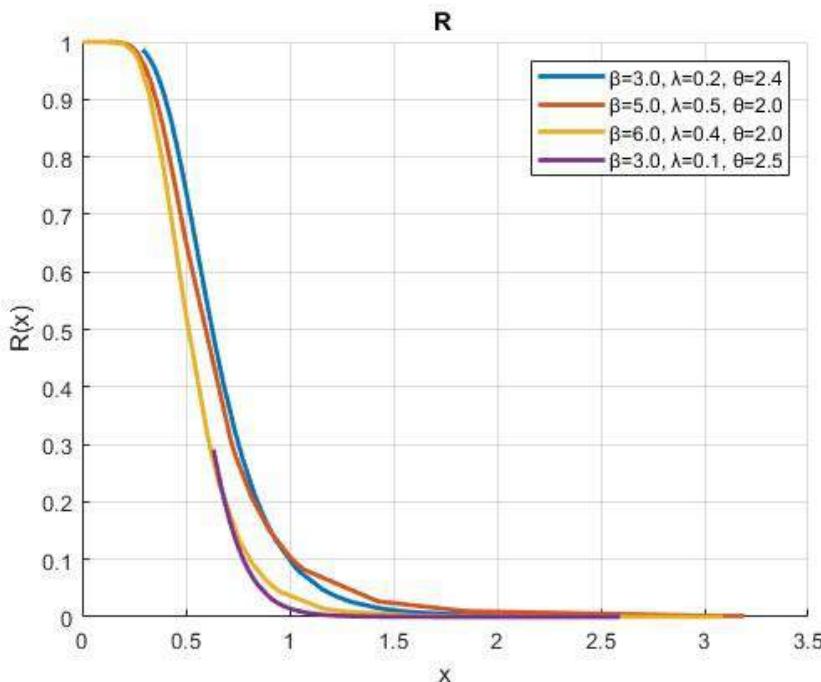
$$\tilde{F}_{\tilde{X}}(\tilde{x}_{A^{(\alpha)}}) = 1 - e^{-\left(\frac{\beta}{\lambda} \left[1 + \frac{\theta}{(\theta+1)\tilde{x}_{A^{(\alpha}})}\right] e^{-\frac{\theta}{\tilde{x}_{A^{(\alpha}}}}\right)} ; 0 < \tilde{x}_{A^{(\alpha)}} < \infty \quad \dots (2-59)$$



شكل (2-13) منحنى دالة الكثافة الاحتمالية التجميعية للتوزيع FEILIE عند قيم مختلفة لمعلماته

وان دالة المعولية (Reliability Function) للتوزيع المقترن (FEILIE) كالتالي:

$$\tilde{R}_{\tilde{X}}(\tilde{x}_{A^{(\alpha)}}) = e^{-\left(\frac{\beta}{\lambda} \left[1 + \frac{\theta}{(\theta+1)\tilde{x}_{A^{(\alpha)}}}\right] e^{-\frac{\theta}{\tilde{x}_{A^{(\alpha)}}}}\right)} \dots (2-60)$$

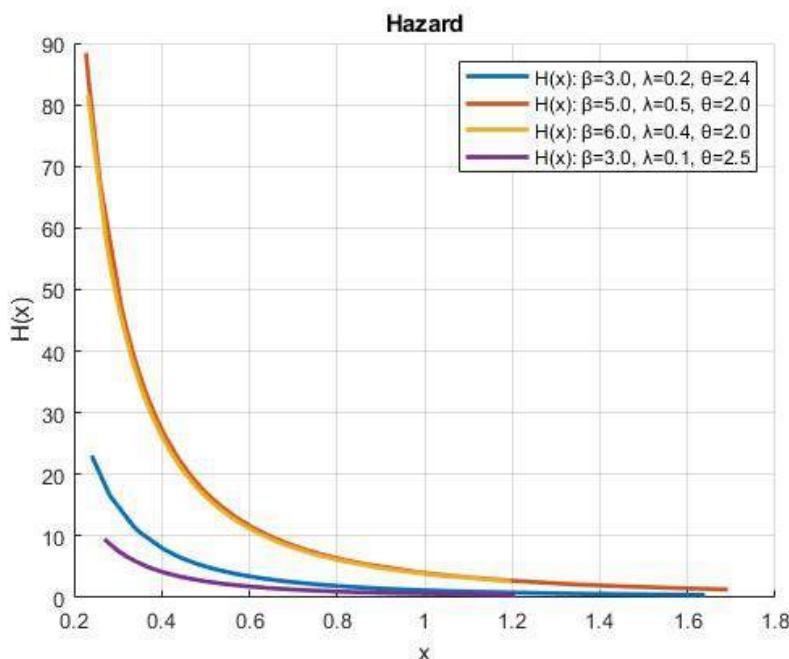


شكل (14-2) منحنى دالة المغولية للتوزيع المقترن FEILIE عند قيم مختلفة لمعلماته

وان دالة المخاطرة (Hazard Function) كالآتي:

$$\begin{aligned}
 \tilde{H}_{\tilde{X}}(\tilde{x}_{A^{(\alpha)}}) &= \frac{\tilde{f}_{\tilde{X}}(\tilde{x}_{A^{(\alpha)}})}{\tilde{R}_{\tilde{X}}(\tilde{x}_{A^{(\alpha)}})} \\
 &= \frac{\frac{\lambda\beta\theta^2}{(\theta+1)} \left( \frac{1+\tilde{x}_{A^{(\alpha)}}}{\tilde{x}_{A^{(\alpha)}}^3} \right) e^{-\frac{\beta}{\lambda} \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)} \frac{1}{\tilde{x}_{A^{(\alpha)}}} \right]} e^{-\frac{\theta}{\tilde{x}_{A^{(\alpha)}}}}}{e^{-\left( \frac{\beta}{\lambda} \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)} \frac{1}{\tilde{x}_{A^{(\alpha)}}} \right] e^{-\frac{\theta}{\tilde{x}_{A^{(\alpha)}}}} \right)}}
 \end{aligned}$$

$$= \frac{\lambda\beta\theta^2}{(\theta+1)} \left( \frac{1+\tilde{x}_{A^{(\alpha)}}}{\tilde{x}_{A^{(\alpha)}}^3} \right) \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)} \frac{1}{\tilde{x}_{A^{(\alpha)}}} \right]^{-1} \quad \dots (2-61)$$



شكل (15-2) منحنى دالة المخاطرة للتوزيع المقترن FEILIE عند قيم مختلفة لمعلماته

وان الدالة الكمية (Quintile Function) للتوزيع المقترن كالتالي:

$$Q(\tilde{x}_{A^{(a)}}) = -\frac{1+\theta}{\theta} - \frac{1}{\theta} W_{-1}(-u(1+\theta)\lambda\beta e^{-(1+\theta)}) \quad \dots (2-62)$$

وان العزم اللامركزي ذو الدرجة  $r$  :

$$E(\tilde{X}^r) = \left(\frac{\lambda\beta}{\theta}\right)^r \sum_{j=1}^r \sum_{n=0}^{\infty} b_{n,r} c_{n,r} [1 - F_Y(T)]^{n-1} \quad \dots (2-63)$$

اذ ان:

$$\begin{aligned} b_{n,r} &= (na_0) \sum_{l=1}^n [r(l+1) - n] a_l b_{n-l,r} b_{0,r} \\ &= a_r^r a_n = \frac{-(n+1)}{n!} e^{-(n+1)(\theta+1)} \end{aligned} \quad \dots (2-64)$$

$$c_{n,r} = \binom{r}{j} - \lambda\beta(\theta+1)^{r-j} \quad \dots (2-65)$$

## 2.18 طرائق تقدير معلمات التوزيع المقترن

### (Method of parameter of FEILIE Estimation)

#### 2.18.1 مقدر الامكان الأعظم للتوزيع الثلاثي الضبابي : FEILIE

#### (Maximum Likelihood Estimator of FEILIE distribution)

تعد طريقة الامكان الأعظم والتي قدمت لأول مرة من قبل الباحث (Ronald Fisher) عام 1922 من الطرائق المهمة في التقدير لأنها تنتج تقديرات لها خصائص جيدة اهمها خاصية الثبات (Invariant Properity) ، الكفاءة والكافية وفي بعض الاحيان خاصية الاتساق ، وان مبدأ هذه الطريقة هو العثور مقدر المعلمة الذي يجعل دالة الإمكان في نهايتها العظمى.

ان تعد دالة الامكان (Likelihood function) دالة احتمالية مشتركة لـ  $p$  من المتغيرات

[ AL-Sabbah et al., 2021, 2]

$$L = L(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p) \quad \dots (2 - 66)$$

وان (P) من المعادلات الناتجة من المشتقه الجزئية للوغاريتيم دالة الامكان ومساواتها بالصفر بالشكل

الآتي: [علي، 2018، 12]

$$\left. \begin{array}{l} \frac{\partial \log L}{\partial \theta_1} = 0 \\ \frac{\partial \log L}{\partial \theta_2} = 0 \\ \vdots \\ \frac{\partial \log L}{\partial \theta_p} = 0 \end{array} \right\} \quad \dots (2 - 67)$$

وبحل المعادلات (2-67) نحصل على مقدرات الامكان الاعظم (MLEs)

اذا كانت لدينا عينة عشوائية  $A^\alpha = (\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_{\tilde{n}})$  من توزيع FIEILI بدالة كثافة احتمالية كما في معادلة (2-57) ، فان دالة الامكان يمكن ان تكتب بالشكل الآتي :

$$L = \prod_{i=1}^{\tilde{n}} f(\tilde{x}_{iA^\alpha}, \lambda, \beta, \theta)$$

$$\begin{aligned}
 L &= \prod_{i=1}^{\tilde{n}} \frac{\lambda \beta \theta^2}{(\theta+1)} \left( \frac{1+\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}}{\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}^3} \right) e^{-\frac{\beta}{\lambda} \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}} \right]} e^{-\frac{\theta}{\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}}} \\
 &= \left( \frac{\lambda \beta \theta^2}{(\theta+1)} \right)^{\tilde{n}} \prod_{i=1}^{\tilde{n}} \left( \frac{1+\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}}{\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}^3} \right) \left( \frac{1}{\left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}} \right]} \right) e^{-\frac{\beta}{\lambda} \sum_{i=1}^{\tilde{n}} \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}} \right]} e^{-\theta \sum_{i=1}^{\tilde{n}} \frac{1}{\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}}} \quad \dots (2-68)
 \end{aligned}$$

وبأخذ اللوغاريتم الطبيعي لطيفي المعادلة (2-68) ينتج:

$$\begin{aligned}
 \ln L &= \tilde{n} \ln(\lambda) + \tilde{n} \ln(\beta) + 2\tilde{n} \ln(\theta) - \tilde{n} \ln(\theta+1) + \sum_{i=1}^{\tilde{n}} \ln \left( \left( \frac{1+\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}}{\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}^3} \right) \right) + \sum_{i=1}^{\tilde{n}} \ln \left( \frac{1}{\left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}} \right]} \right) - \\
 &\quad \frac{\beta}{\lambda} \sum_{i=1}^{\tilde{n}} \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}} \right] e^{-\theta \sum_{i=1}^{\tilde{n}} \frac{1}{\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}}} \quad \dots (2-69)
 \end{aligned}$$

وللحصول على مقدار  $\theta$  و  $\lambda$  و  $\beta$  نأخذ المشتقه الجزئية بالنسبة لكل معلمة ومساواتها الى الصفر  
نحصل على الآتي:

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial \ln L}{\partial \theta} &= \frac{2\tilde{n}}{\theta} - \frac{\tilde{n}}{\theta+1} + \sum_{i=1}^{\tilde{n}} -\frac{\frac{1}{(\theta+1)\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}} \frac{\theta}{(\theta+1)^2 \tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}}}{1 + \frac{\theta}{(\theta+1)\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}}} \\
 &\quad - \frac{1}{\lambda} \left( \beta \left( \sum_{i=1}^{\tilde{n}} -\frac{\frac{1}{(\theta+1)\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}} \frac{\theta}{(\theta+1)^2 \tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}}}{\left( 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}} \right)^2} \right) \right) e^{-\theta \sum_{i=1}^{\tilde{n}} \frac{1}{\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}}} \\
 &\quad - \frac{1}{1 + \frac{\theta}{(\theta+1)\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}}} \left( \left( \sum_{i=1}^{\tilde{n}} \frac{1}{\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}} \right) e^{-\theta \sum_{i=1}^{\tilde{n}} \frac{1}{\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}}} \right) \quad \dots (2-70)
 \end{aligned}$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \lambda} = \frac{\tilde{n}}{\lambda} + \frac{\beta \sum_{i=1}^{\tilde{n}} \frac{1}{\theta} e^{-\theta \sum_{i=1}^{\tilde{n}} \tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}}}{1 + \frac{(\theta+1)\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}}{\lambda^2}} \dots (2 - 71)$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \beta} = \frac{\tilde{n}}{\beta} - \frac{\beta \sum_{i=1}^{\tilde{n}} \frac{1}{\theta} e^{-\theta \sum_{i=1}^{\tilde{n}} \tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}}}{1 + \frac{(\theta+1)\tilde{x}_{iA^{(\alpha)}}}{\lambda}} \dots (2 - 72)$$

المعادلات (2-70) و (2-71) و (2-72) لا يمكن ان تحل بالطرائق التحليلية الاعتيادية وانما سيتم الاعتماد على الطرائق العددية التكرارية لحلها في برنامج ماتلاب.

## 2.18.2 مقدر اعظم مسافة متباudeة

### (Maximum Product of Spacings Estimator)

إن مفهوم المسافة المتباudeة مشابه لمفهوم الامكان الاعظم والتي فيها يتم الحصول على معادلة الامكان بكتابة دالة الكثافة المشتركة لمشاهدات العينة. أما في مقدر اعظم مسافة متباudeة، يمكننا الحصول على حاصل ضرب المسافات عن طريق أخذ المتوسط الهندسي للمسافات بين مشاهدات العينات المرتبة. وتعد هذه الطريقة من لطرائق المفيدة للتوزيعات المتباudeة الذيل. [ Chaturvedi et al., 2023, 11-12]

اذا كانت لدينا عينة عشوائية ضبابية  $(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_{\tilde{n}})$  من توزيع FEILIE ، ولتكن:

$$(\tilde{x}_{(1)}, \tilde{x}_{(2)}, \dots, \tilde{x}_{(\tilde{n})})$$

عينه التوزيع مرتبة تصادييا . فان المسافات (Spaces) تشير الى الاختلافات بين الاحصاءات المرتبة المتعاقبة (قيم العينة المرتبة) في مجموعة المشاهدات كالآتي:

$$D_i = \tilde{F}_{\tilde{X}}(\tilde{x}_{(i)A^{(\alpha)}}) - \tilde{F}_{\tilde{X}}(\tilde{x}_{(i-1)A^{(\alpha)}}) ; i = 1, 2, \dots, \tilde{n} + 1 \dots (2 - 73)$$

اذ ان:

$\tilde{F}_{\tilde{X}}(\tilde{x}_{(i)A^{(\alpha)}})$  دالة الكثافة الاحتمالية التجميعية الضبابية للتوزيع المقترن .

فان دالة الهدف لطريقة (MPS) تكون كالآتي:

$$MPS = \left( \prod_{i=1}^{\tilde{n}+1} D_i \right)^{\frac{1}{\tilde{n}+1}} \dots (2 - 74)$$

وبأخذ اللوغاريتم الطبيعي للمعادلة (2 - 74) نحصل على :

$$\begin{aligned} \log(MPS) &= \frac{1}{\tilde{n} + 1} \sum_{i=1}^{\tilde{n}+1} \log(D_i) \\ &= \frac{1}{\tilde{n} + 1} \sum_{i=1}^{\tilde{n}+1} \log \left( \tilde{F}_{\bar{X}}(\tilde{x}_{(i)A^{(\alpha)}}) - \tilde{F}_{\bar{X}}(\tilde{x}_{(i-1)A^{(\alpha)}}) \right) \dots (2 - 75) \end{aligned}$$

وبما ان دالة الكثافة الاحتمالية التجميعية للتوزيع المقترن كما في معادلة (2-59) وبتعويضها في معادلة

: (2-75) ينتج

$$\begin{aligned} \log(MPS) &= \frac{1}{\tilde{n} + 1} \sum_{i=1}^{\tilde{n}+1} \log \left( e^{-\left( \frac{\beta}{\lambda} \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)\bar{x}_{(i-1)A^{(\alpha)}}} \right] e^{-\frac{\theta}{\bar{x}_{(i-1)A^{(\alpha)}}}} \right)} \right. \\ &\quad \left. - e^{-\left( \frac{\beta}{\lambda} \left[ 1 + \frac{\theta}{(\theta+1)\bar{x}_{(i)A^{(\alpha)}}} \right] e^{-\frac{\theta}{\bar{x}_{(i)A^{(\alpha)}}}} \right)} \right) \dots (2 - 76) \end{aligned}$$

ولايجاد مقدرات معلمات التوزيع ( $\beta, \theta, \lambda$ ) تم استعمال خوارزمية (Nelder-Mead Simplex) التي تعد تقنية عدديّة شائعة الاستعمال لايجاد على الحد الأدنى من دالة هدف في مساحة متعددة الأبعاد. على عكس أساليب الامثلية القائمة على التدرج، فهي لا تتطلب حساب المشتقات، مما يجعلها مفيدة بشكل خاص للدوال غير القابلة للتمييز، وكما يأتي: [ Kumar & Kostina, 2024, 6]

- 1- نبدأ الخوارزمية بقيم اولية للمعلمات المراد تقديرها ولتكن ( $\theta_0, \beta_0, \lambda_0$ ) ، وشكل هندسي بسيط ذو  $n$  رؤوس و بـ  $n+1$  بعد وليكم ثلثي الابعاد بعدد المعلمات المراد تقديرها وليكن  $S_0$ .
- 2- اختبار دالة الهدف عند كل رأس من رؤوس الشكل الهندسي.

## 3- اجراء العملي التكرارية الآتية:

- ترتيب الرؤوس: نفرز القم حسب قيم دوالها.
- حساب نقطة الانعكاس (Reflex) عبر النقطه الوسطى للأفضل  $n$  القم. إذا كانت هذه النقطة تعطي قيمة دالة أفضلا من ثانوي أسوأ نقطة ولكنها ليست أفضلا من الأفضل، فاستبدل أسوأ نقطة بنقطة الانعكاس وكالآتي:

$$X_r = c + \alpha(c - X_h) \dots (2 - 77)$$

اذا ان :

$X_r$  نقطة الانعكاس

$c$  النقطة التي تتوسط اقل القيم

$X_h$  النقطة ألسوا

$\alpha$  معامل الانعكاس وغالباً قيمته تكون مساوية الى 1

- إذا كانت نقطة الانعكاس أفضل من أفضلا نقطة، قم بالتوسيع (Expand) . إذا كانت هذه النقطة الموسعة أفضلا، فاستخدمها؛ خلاف ذلك، استخدم نقطة الانعكاس وكالآتي:

$$X_e = c + \gamma(c - X_h) \dots (2 - 78)$$

اذا ان :

$X_e$  نقطة التوسيع

$\gamma$  معامل التوسيع وغالباً قيمته تكون مساوية الى 2

- إذا لم تكن نقطة الانعكاس أفضل من ثانوي أسوأ نقطة، اجري تقليلص (Shrinkage). إذا كانت النقطة التعاقدية أفضلا فاستخدمها؛ خلاف ذلك، قم بتقليلص الشكل البسيط بأكمله نحو أفضلا نقطة وكالآتي:

$$X_i = c + \sigma(c - X_l) \dots (2 - 79)$$

اذا ان :

## ٧. توقع أفضل نقطة

$\sigma$  معامل التقليلis وغالباً قيمته تكون مساوية إلى 0.5

أفضل نقطة  $X_l$

- إذا لم يؤدي أي من الانعكاس أو الانكمash إلى تحسين أسوأ نقطة، فقم بتقليل الصورة البسيطة حول أفضل نقطة.
- توقف الخوارزمية عندما يكون حجم الإرسال البسيط صغيراً بدرجة كافية أو عندما تكون قيم الدالة عند القمم قريبة بدرجة كافية، مما يشير إلى التقارب مع الحد الأدنى المحلي.

### 2.19 معايير المقارنة (Comparison Criterion)

تم الاعتماد على المعايير الآتية في المقارنة وهي :

1- متوسط مربعات الخطأ لغرض المقارنة بين طرائق التقدير وحسب الصيغة الآتية:

$$MSE(\theta) = \frac{1}{\tilde{n}r} \sum_{i=1}^{\tilde{n}} (\theta_i - \hat{\theta}_i)^2 \dots (2-80)$$

اذ ان  $r$  يمثل عدد مرات تكرار التجربة

2- معدل متوسط مربعات الخطأ لغرض المقارنة بين طرائق التقدير وحسب الصيغة الآتية:

$$MSE(\theta) = \frac{MSE(\theta)}{\tilde{n}} \dots (2-81)$$

-2- اختبار  $-2\ln L(\hat{\theta}|t)$

$$AA = -2\ln L(\hat{\theta}|t) \dots (2-82)$$

$L(\hat{\theta}|t)$  : تمثل لوغاريتم دالة الترجيح (Log Likelihood Function) لمشاهدات بيانات العينة.

3- اختبار اكيكي (AIC)

اقتراح اختبار اكيكي (AIC) من لدن الباحث (Akaike's 1977)

$$AIC = -2L(\hat{\theta}|t) + 2p \quad \dots (2-83)$$

$L(\hat{\theta}|t)$  : تمثل لوغاريتم دالة الترجيح (Log Likelihood Function) لمشاهدات بيانات العينة.

P : عدد المعلمات

$\hat{\theta}$  : المعلمات المقدرة .

#### 4 - اختبار اكيكي المتتسق (CAIC)

ان الصيغة لاختبار حسن المطابقة اكيكي المتتسق (CAIC) هي كما يأتي:

$$CAIC = -2L(\hat{\theta}|t) + \frac{2np}{n-p-1} \quad \dots (2-149)$$

و ان n تمثل حجم العينة.

#### 5-اختبار بيز اكيكي Bayes Akaike's Test

معيار يستعمل كاختبار لحسن المطابقة (GOF) ويرمز له اختصارا ب (BIC) ان الصيغة لهذا الاختبار هي :

$$BIC = -2L(\hat{\theta}|t) + p \log(n) \quad \dots (2-84)$$

وان :

$L(\hat{\theta}|t)$  تمثل لوغاريتم دالة الترجيح (Log Likelihood Function) لمشاهدات بيانات العينة.

p: تمثل عدد المعلمات في دالة التوزيع الاحتمالية النظرية. n تمثل حجم العينة.

#### 6- اختبار اكيكي المتتسق (CAIC)

ان الصيغة لاختبار حسن المطابقة اكيكي المتتسق (CAIC) هي كما يأتي:

$$CAIC = -2L(\hat{\theta}|t) + \frac{2np}{n-p-1} \quad \dots (2-85)$$

وأن n تمثل حجم العينة.

**7- اختبار Hannan-Quinn information Criterion**

يرمز له اختصاراً (HQIC) وتكون الصيغة لهذا الاختبار هي كما يأتي:

$$HQIC = 2\ln(n) \left( p - 2L(\hat{\theta}|t) \right) \quad \dots (2-86)$$

## **الفصل الثالث**

**المبحث الأول**

**الجانب التجريبي**

**تمهيد (Preface)**

تم في هذا الفصل اجراء تجارب محاكاة مونت-كارول لغرض دراسة سلوك التوزيع المقترن عند طرائق التقدير المدروسة في الجانب النظري من هذه الرسالة اذ تم تطبيق طريقتين في التقدير وها طريقة الامكان الاعظم وطريقة اعظم مسافة متباينة وتمت المقارنة بين الطريقتين باستعمال معيار متوسط مربعات الخطأ ومعدل متوسط مربعات الخطأ للمعلمات ولدالة الكثافة الاحتمالية للتوزيع المقدر .

**2.1.3 مفهوم المحاكاة (Simulation Concept)**

في الإحصاء، تشير المحاكاة إلى استعمال التقنيات الحسابية لتقليد أو تكرار سلوك انموذج أو عملية إحصائية. يتضمن إنشاء مجموعات بيانات مولدة بناءً على توزيعات ومعلمات وافتراضات إحصائية محددة لفهم خصائص الإجراء الإحصائي أو لتقدير معلمات او تقدير دالة معولية او دالة مخاطرة .... الخ . تعتمد المحاكاة غالباً على توليد أرقام عشوائية لمحاكاة عدم اليقين أو التباين في المشاهدات. تستعمل مولدات الأرقام العشوائية لإنتاج تسلسلات من الأرقام التي تتبع توزيعات احتمالية محددة، مثل التوزيعات المنتظمة أو التوزيع الطبيعي او الأسوي .... الخ. باستعمال محاكاة مونت كارلو والتي تعد هي تقنية تستعمل على نطاق واسع في الإحصاء لتقدير خصائصاً نموذج أو عملية إحصائية من خلال أخذ العينات العشوائية المتكررة والتي فيها يتم سحب عينات عشوائية من التوزيع المدروس، ويتم تطبيق الإجراء الإحصائي المعنى على كل عينة لتقدير خصائصها. تتضمن دراسات المحاكاة إجراء تجارب حسابية لتقييم أداء الأساليب الإحصائية أو الخوارزميات في ظل سيناريوهات مختلفة. يمكن لدراسات المحاكاة تقييم قوة وكفاءة ودقة الإجراءات الإحصائية ومساعدة الباحثين على فهم خصائصها وقيودها يمكن استعمال المحاكاة لإجراء تحليل القدرة، والذي يتضمن تقييم القوة الإحصائية لاختبار الفرضية أو حجم العينة المطلوبة لتحقيق المستوى المطلوب من القوة. ومن خلال محاكاة مجموعات المشاهدات في ظل ظروف مختلفة، يمكن للباحثين تقييم حساسية الاختبارات الإحصائية للكشف عن التأثيرات أو الاختلافات الحقيقية. يمكن أيضاً استعمال المحاكاة للتحقق من صحة النموذج وتحليل الحساسية في النمذجة الإحصائية. ومن خلال محاكاة المشاهدات من النماذج البديلة أو معلمات النموذج المزعجة، يمكن للباحثين تقييم مدى كفاية النماذج الإحصائية وتقييم حساسيتها لافتراضات النمذجة.

[P. Morris et al., 2018, 1-2]

### 3.1.3 مراحل تطبيق تجارب المحاكاة (Simulation steps)

تتضمن تجارب المحاكاة الخطوات الآتية:

#### 1. اختيار القيم الافتراضية لمعلمات التوزيع المقترن:

تم الحصول على القيم الافتراضية تجريبياً من إجراء تجارب عدّة واختيار القيم استقرت عندها منحنيات دالة الكثافة الاحتمالية ودالة الكثافة التجمعيّة وأعطت أفضل النتائج .

وكما يأتي:

(1-3) القيم الافتراضية لمعلمات توزيع EILIE

| Parameter | 1   | 2   | 3   | 4   | 5 |
|-----------|-----|-----|-----|-----|---|
| $\lambda$ | 4   | 5   | 3.5 | 1.5 | 2 |
| $\beta$   | 0.8 | 0.9 | 0.8 | 0.1 | 1 |
| $\theta$  | 4   | 3   | 42  | 1.5 | 4 |

#### 2. توليد المشاهدات (Data generation)

تم في هذه الخطوة توليد بيانات تقليدية (Traditional data) تتبع التوزيع المقترن ممثّلة بالمتّجه  $x$  وفقاً للخطوات الآتية:

- توليد متغير يتبع توزيعاً منتظاماً  $u \sim U(0, 1)$
- توليد بيانات تتبع التوزيع EILIE بتطبيق الدالة الكمية وباستعمال دالة Lambert وحسب الصيغة الآتية:

$$Q(x) = - \left[ \frac{\left(1 + \frac{1}{\theta}\right)}{\theta - 1} W_{-1}(-u(1 + \theta)\lambda\beta e^{-(1+\theta)}) \right]^{-1} \quad \dots (3-1)$$

اذ ان  $W_{-1}$  هي دالة لامبرت وهي دالة رياضية وتعُرف أَيْضاً باسم "دالة المنتج اللوغاريتمي وهي دالة متعددة القيم، أي أنها يمكن أن تأخذ أكثر من قيمة لكل مدخل. الدالة تُعرف على أنها الحل لـ

$$W(z)$$

$$W(z) = e^{W(z)} \quad \dots (3-2)$$

### 3. تضيّب المشاهدات (Data Fuzziness) :

يتم تحويل متوجه العينة التقليدي  $'(\underline{x}_1, x_2, \dots, x_n)$  للتوزيع المقترن الى الضبابية وذلك بايجاد درجة الانتماء المقابلة لكل مشاهدة من مشاهدات متوجه العينة التقليدي باستعمال دالة إنتماء شبه منحرف وكما يأتي: (علي، 2022)

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < a \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{if } a \leq x \leq b \\ 1 & \text{if } x > b \end{cases} \quad \dots (3-3)$$

إذ أن  $a$  تمثل اقل قيمة من قيم مشاهدات العينة التقليدي و  $b$  تمثل اكبر قيمة من قيم مشاهدات متوجه العينة التقليدي والذي ينتج لدينا متوجه عينة ضبابي  $\tilde{\underline{x}} = (\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_n)$  يتضمن كل مشاهدة ودرجة انتماءها المقابلة أي : [علي، 2022، 43]

$$\tilde{x}_i = \{(x_i, \mu_A(x_i)), (x_2, \mu_A(x_2)), \dots, (x_n, \mu_A(x_n))\} \quad \dots (3-4)$$

بعد ذلك يتم الحصول على المجموعة الضبابية عند القطع  $\alpha$   $\tilde{A}_\alpha = \{\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_{\tilde{n}}\}$  للتوزيع بإختيار العناصر في المجموعة الضبابية التي لها درجة انتماء اكبر او تساوي القطع ،  $\alpha$  أي أن:

$$\tilde{A}_\alpha = \{\tilde{x} \in T; \mu_{\tilde{A}}(x) \geq \alpha\} \dots (3-5)$$

### 5. اختيار قيم معاملات القطع: ( $\alpha$ -cut)

لفرض اختبار الطريقة المقترحة تم اختيار عدة معاملات للقطع وكالآتي:

$$\alpha - \text{cut} = 0.1, 0.3, 0.5, 0.7$$

والسبب في اختيار معاملات القطع هذه لاختبار تأثير احجام العينات الضبابية الى دقة التقدير بالحصول على مختلف انواع العينات الضبابية عند كل مستوى قطع.

وستكون خطوات خوارزمية تضييب المشاهدات كالآتي: [علي ، 2022، 22]

1. ايجاد المجموعة التقليدية  $x$  والذي يتولد من دالة التوزيع التراكمية للتوزيع المدروس اذ تم توليد

عينة عشوائية بحجم (100) مفردة من التوزيع التقليدي وبالتالي يكون تحديد احجام العينات

الضبابية بموجب حجم القطع لكل مجموعة فقد يمكن ان تكون المجموعة الضبابية بحجم

100 مفردة او 90 مفردة او 80 مفردة ...الخ وبحسب حجم القطع ودرجات الانتماء.

2. تحديد اكبر قيمة واعلى قيمة في المتجه  $x$  باستعمال الدالتين  $\max, \min$

3. ايجاد متجه قيم الانتماء لكل عنصر في  $x$  باستعمال احدى دوال الانتماء ونسميه  $ME$

4. ايجاد المجموعة الضبابية و باستعمال الایعاز :

```
FS =sort([x ME']);
```

اذ ان  $FS$  هي عبارة عن مصفوفة مؤلفة من عمودين و  $n$  من الصفوف العمود الاول يمثل

المشاهدة والعمود الثاني يمثل درجة انتماءها.

5. تحديد قيمة القطع  $\alpha$

6. تحديد العناصر التي لها درجة انتماء اكبر او تساوى القطع المحدد باستعمال الایعاز :

```
FUZZY SET=FS(:,1) & FS(:,2)>=alpfacut;
```

7. ايجاد مجموعة القطع باستعمال الایعاز :

```
A=FS (FUZZY SET);
```

8. ايجاد حجم مجموعة القطع ( $\tilde{m}$ ) باستعمال الایعاز :

```
FUZZY_n =numel (A);
```

: اذ ان :

**A** هي المجموعة الضبابية بعد القطع الفا

حجم العينة الضبابية بعد القطع  $FUZZY_n$

6. مقارنة طرائق التقدير: تم مقارنة طرائق التقدير باستعمال معيار متوسط مربعات الخطأ ( $MSE$ ) كما في الفقرة (80-2) ومعدل متوسط مربعات الخطأ ( $AMSE$ ) كما في الفقرة (81-2) وقد تم الحصول على نتائج المحاكاة باستعمال برنامج (Matlab 2023) وعرضت جميع النتائج في جداول خاصة سنبينها لاحقاً.

#### 4.1.3 تحليل نتائج المحاكاة: (Analysis of Simulation Result)

لفرض اختبار التوزيع المقترن عند طرائق التقدير تم اعتماد إسلوب المحاكاة مونت- كارلو- (Monte-Carlo Simulation) لغرض مقارنة طريقي الامكان الاعظم واعظم مسافة متباude وكانت نتائج

تجارب المحاكاة كما يأتي:

التجربة الأولى :

### الفصل الثالث - المبحث الأول

#### الجانب التجاري

$$\text{المعلمات الافتراضية } \lambda = 4, \beta = 0.8, \theta = 4$$

جدول (3-2) قيم دالة الكثافة الاحتمالية الحقيقية والمقدرة بطرائق التقدير ومتوسط مربعات الخطأ لكل طريقة والقيم المقدرة لمعلمات التوزيع المقترن للتجربة الأولى

| Alfa-cut               | Real            | MIE            | MSE_MLE | MPS            | MSE_MPS |
|------------------------|-----------------|----------------|---------|----------------|---------|
| 0.1                    | 0.96144         | 0.91331        | 0.00232 | 0.9104         | 0.00261 |
|                        | 0.93731         | 0.89773        | 0.00157 | 0.89147        | 0.00210 |
|                        | 0.90832         | 0.87859        | 0.00088 | 0.86852        | 0.00158 |
|                        | 0.89348         | 0.86863        | 0.00062 | 0.85669        | 0.00135 |
|                        | 0.88597         | 0.86354        | 0.00050 | 0.85068        | 0.00125 |
|                        | 0.87797         | 0.85808        | 0.00040 | 0.84427        | 0.00114 |
|                        | 0.83335         | 0.82699        | 0.00004 | 0.80815        | 0.00064 |
|                        | 0.82659         | 0.82218        | 0.00002 | 0.80262        | 0.00057 |
|                        | 0.80011         | 0.80309        | 0.00001 | 0.78088        | 0.00037 |
|                        | 0.79055         | 0.78787        | 0.00001 | 0.77444        | 0.00026 |
| <b>p.d.f. AMSE</b>     |                 | <b>0.00048</b> |         | <b>0.00496</b> |         |
| Estimates              | $\hat{\lambda}$ | 4.13146        | 0.01728 | 3.55678        | 0.19644 |
|                        | $\hat{\beta}$   | 0.92374        | 0.01531 | 0.85382        | 0.00290 |
|                        | $\hat{\theta}$  | 3.87533        | 0.01554 | 3.61603        | 0.14743 |
| <b>Parameters AMSE</b> |                 | <b>0.01605</b> |         | <b>0.11559</b> |         |
| <b>Best</b>            |                 | <b>MLE</b>     |         |                |         |

| Alfa-cut        | Real            | MIE     | MSE_MLE | MPS     | MSE_MPS |
|-----------------|-----------------|---------|---------|---------|---------|
| 0.3             | 0.87326         | 0.93464 | 0.00377 | 0.87590 | 0.00001 |
|                 | 0.84635         | 0.90363 | 0.00328 | 0.84545 | 0.00000 |
|                 | 0.83331         | 0.88862 | 0.00306 | 0.83078 | 0.00001 |
|                 | 0.81110         | 0.86305 | 0.00270 | 0.8059  | 0.00003 |
|                 | 0.79388         | 0.84325 | 0.00244 | 0.78672 | 0.00005 |
|                 | 0.77272         | 0.81893 | 0.00214 | 0.76328 | 0.00009 |
|                 | 0.75771         | 0.80170 | 0.00194 | 0.74673 | 0.00012 |
|                 | 0.75346         | 0.79682 | 0.00188 | 0.74206 | 0.00013 |
|                 | 0.74315         | 0.78499 | 0.00175 | 0.73074 | 0.00015 |
|                 | 0.67899         | 0.77856 | 0.00991 | 0.69546 | 0.00027 |
| p.d.f. AMSE     |                 | 0.00329 |         | 0.00009 |         |
| AMSE            |                 |         |         |         |         |
| Estimates       | $\hat{\lambda}$ | 4.27049 | 0.07316 | 3.98933 | 0.00011 |
|                 | $\hat{\beta}$   | 0.84521 | 0.00204 | 0.78041 | 0.00038 |
|                 | $\hat{\theta}$  | 4.39225 | 0.15386 | 4.00787 | 0.00006 |
| Parameters AMSE |                 | 0.07636 |         | 0.00019 |         |
| Best            |                 | MPS     |         |         |         |
| Alfa-cut        | Real            | MIE     | MSE_MLE | MPS     | MSE_MPS |

|                        |                 |            |                |            |                |
|------------------------|-----------------|------------|----------------|------------|----------------|
| 0.5                    | 0.98834         | 0.96590    | 0.00050        | 0.97059    | 0.00032        |
|                        | 0.92835         | 0.90545    | 0.00052        | 0.92911    | 0.00000        |
|                        | 0.92450         | 0.89978    | 0.00061        | 0.89507    | 0.00087        |
|                        | 0.88848         | 0.89591    | 0.00006        | 0.87842    | 0.00010        |
|                        | 0.86846         | 0.87672    | 0.00007        | 0.86714    | 0.00000        |
|                        | 0.84252         | 0.85328    | 0.00012        | 0.84198    | 0.00000        |
|                        | 0.83151         | 0.84673    | 0.00023        | 0.83091    | 0.00000        |
|                        | 0.75426         | 0.76206    | 0.00006        | 0.74382    | 0.00011        |
|                        | 0.73577         | 0.75074    | 0.00022        | 0.72552    | 0.00011        |
|                        | 0.72868         | 0.74546    | 0.00028        | 0.71835    | 0.00011        |
| <b>p.d.f. AMSE</b>     |                 | 0.00385    | <b>0.00008</b> |            |                |
| Estimates              | $\hat{\lambda}$ | 3.65063    | 0.12206        | 3.99037    | 0.00009        |
|                        | $\hat{\beta}$   | 0.78866    | 0.00013        | 0.77954    | 0.00042        |
|                        | $\hat{\theta}$  | 3.44735    | 0.30542        | 4.00746    | 0.00006        |
| <b>Parameters AMSE</b> |                 | 0.14254    | <b>0.00019</b> |            |                |
| <b>Best</b>            |                 | <b>MPS</b> |                |            |                |
| Alfa-cut               | <b>Real</b>     | <b>MIE</b> | <b>MSE_MLE</b> | <b>MPS</b> | <b>MSE_MPS</b> |
| 0.7                    | 0.97334         | 0.97447    | 0.00000        | 0.97372    | 0.00000        |
|                        | 0.96137         | 0.96414    | 0.00001        | 0.96219    | 0.00000        |

|                        |                 |            |                |          |         |
|------------------------|-----------------|------------|----------------|----------|---------|
|                        | 0.90200         | 0.91889    | 0.00029        | 0.90585  | 0.00001 |
|                        | 0.89917         | 0.89864    | 0.00000        | 0.89615  | 0.00001 |
|                        | 0.89828         | 0.89952    | 0.00000        | 0.897231 | 0.00000 |
|                        | 0.84704         | 0.85374    | 0.00004        | 0.84618  | 0.00000 |
|                        | 0.82977         | 0.83617    | 0.00004        | 0.83851  | 0.00008 |
|                        | 0.82562         | 0.84193    | 0.00027        | 0.83651  | 0.00012 |
|                        | 0.7557          | 0.78952    | 0.00114        | 0.75452  | 0.00000 |
|                        | 0.74544         | 0.77239    | 0.00073        | 0.74577  | 0.00000 |
| <b>p.d.f. AMSE</b>     |                 | 0.00185    | <b>0.00023</b> |          |         |
| <b>Estimates</b>       | $\hat{\lambda}$ | 4.20657    | 0.04267        | 4.01467  | 0.00022 |
|                        | $\hat{\beta}$   | 0.83222    | 0.00104        | 0.81432  | 0.00021 |
|                        | $\hat{\theta}$  | 4.11047    | 0.01220        | 4.00672  | 0.00005 |
| <b>Parameters AMSE</b> |                 | 0.01864    | <b>0.00016</b> |          |         |
| <b>Best</b>            |                 | <b>MPS</b> |                |          |         |

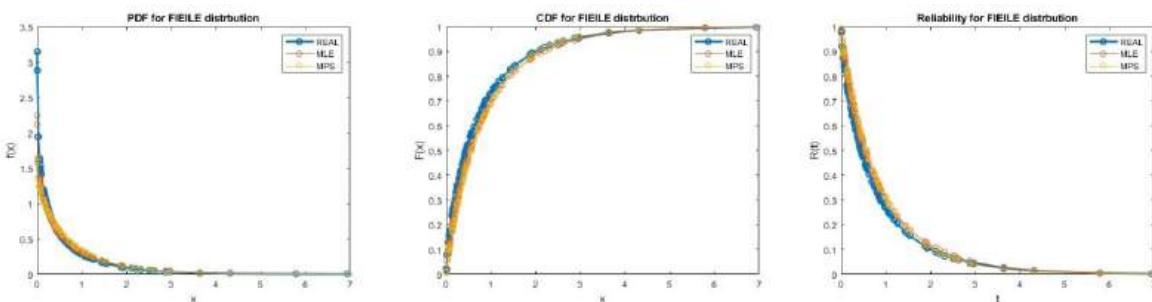
نلحظ من جدول (3-2) والأشكال (3-1) و (3-2) و (3-3) ما يأتي:

- عند القطع  $\alpha = 0.1$  طريقة الامكان الاعظم (MLE) افضل من اعظم مسافة متباينة (MPS) كون ان دالة الكثافة الاحتمالية المقدرة بهذه الطريقة حققت اقل معدل متوسط مربعات خطأ (MSE) مقارنة بمعدل متوسط مربعات الخطأ لطريقة (MPS) الذي بلغ 0.00048 . وكذلك معدل متوسط مربعات الخطأ للمعلمات المقدرة بهذه الطريقة والبالغ 0.00496

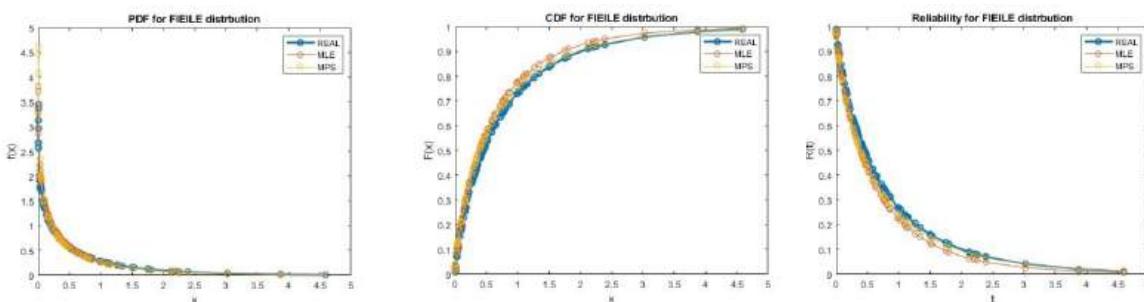
(0.01605) اقل من معدل متوسط مربعات الخطأ للمعلمات المقدرة بطريقة (MPS) والبالغ

.(0.11559)

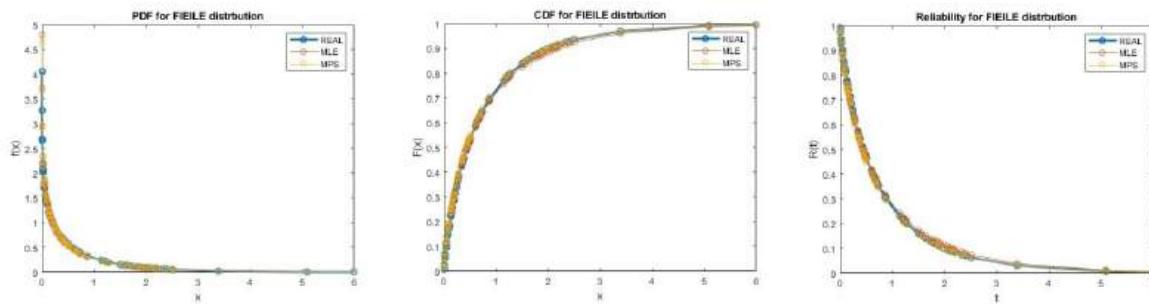
- عند معاملات القطع  $\alpha = 0.3, 0.5, 0.7$  كانت طريقة اعظم مسافة متبااعدة (MPS) افضل من طريقة الامكان الاعظم (MLE) كونها ان دالة الكثافة الاحتمالية المقدرة بهذه الطريقة حققت اقل معدل متوسط مربعات خطأ بلغ (0.00009, 0.00008, 0.00023) على التوالي مقارنة بمعدل متوسط مربعات الخطأ لطريقة (MLE) الذي بلغ (0.09538, 0.18785, 0.00552) على التوالي. وكذلك معدل متوسط مربعات الخطأ للمعلمات المقدرة بهذه الطريقة والبالغ (0.00019, 0.00019, 0.00016) اقل من معدل متوسط مربعات الخطأ للمعلمات المقدرة بطريقة (MPS) والبالغ (0.07636, 0.14254, 0.01864) على التوالي.



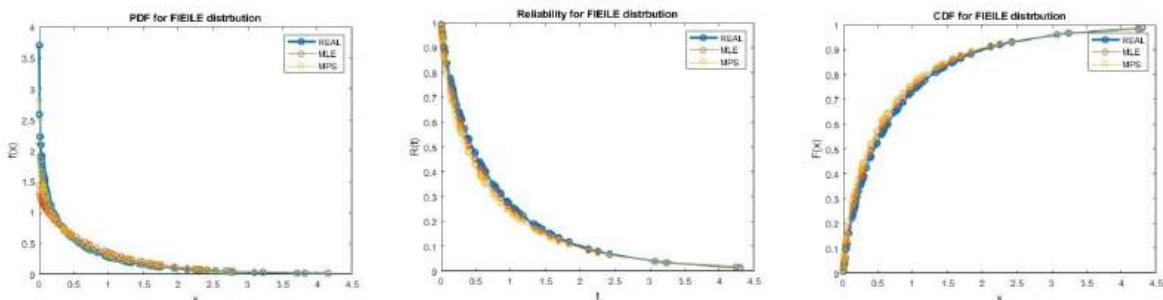
شكل (3-1) (a) منحنى دالة الكثافة الاحتمالية (b) منحنى دالة الكثافة التجميعية (c) منحنى دالة المعلولية عند القطع 0.1



شكل (3-2) (a) منحنى دالة الكثافة الاحتمالية (b) منحنى دالة الكثافة التجميعية (c) منحنى دالة المعلولية عند القطع 0.3



شكل (3-3) (a) منحنى دالة الكثافة الاحتماليه (b) منحنى دالة الكثافة التجميعية (c) منحنى دالة المعلولية عند القطع 0.5



شكل (3-4) (a) منحنى دالة الكثافة الاحتماليه (b) منحنى دالة الكثافة التجميعية (c) منحنى دالة المعلولية عند القطع 0.7

### التجربة الثانية :

المعلمات الافتراضية  $\lambda = 5, \beta = 0.9, \theta = 3$

جدول (3-3) قيم دالة الكثافة الاحتماليه الحقيقية والمقدرة بطرائق التقدير ومتوسط مربعات الخطأ لكل طريقة والقيم المقدرة لمعلمات التوزيع المقترن للتتجربة الثانية

| Alfa-cut | Real    | MIE     | MSE_MLE | MPS     | MSE_MPS |
|----------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 0.1      | 0.97640 | 0.96974 | 0.00004 | 0.92825 | 0.00232 |
|          | 0.91623 | 0.90917 | 0.00005 | 0.96606 | 0.00248 |
|          | 0.89570 | 0.88854 | 0.00005 | 0.94470 | 0.00240 |
|          | 0.88959 | 0.8824  | 0.00005 | 0.93833 | 0.00238 |

|                        |                 |                |                |            |                |
|------------------------|-----------------|----------------|----------------|------------|----------------|
|                        | 0.88463         | 0.87742        | 0.00005        | 0.93315    | 0.00235        |
|                        | 0.87888         | 0.87165        | 0.00005        | 0.92714    | 0.00233        |
|                        | 0.87692         | 0.86968        | 0.00005        | 0.92510    | 0.00232        |
|                        | 0.86155         | 0.85425        | 0.00005        | 0.90901    | 0.00225        |
|                        | 0.84231         | 0.83497        | 0.00005        | 0.88882    | 0.00216        |
|                        | 0.75442         | 0.79587        | 0.00172        | 0.74702    | 0.00005        |
| <b>p.d.f. AMSE</b>     |                 | <b>0.00005</b> |                | 0.00031    |                |
| <b>Estimates</b>       | $\hat{\lambda}$ | 5.19269        | 0.84438        | 4.98403    | 0.00026        |
|                        | $\hat{\beta}$   | 0.94776        | 0.00228        | 0.89029    | 0.00009        |
|                        | $\hat{\theta}$  | 3.23693        | 1.90771        | 3.02361    | 0.00056        |
| <b>Parameters AMSE</b> |                 | <b>0.00030</b> |                | 0.03185    |                |
| <b>Best</b>            |                 | <b>MLE</b>     |                |            |                |
| <b>Alfa-cut</b>        | <b>Real</b>     | <b>MIE</b>     | <b>MSE_MLE</b> | <b>MPS</b> | <b>MSE_MPS</b> |
| <b>0.3</b>             | 0.98091         | 0.99044        | 0.00009        | 0.95234    | 0.00082        |
|                        | 0.97128         | 0.98275        | 0.00013        | 0.94346    | 0.00077        |
|                        | 0.90664         | 0.93014        | 0.00055        | 0.88384    | 0.00052        |
|                        | 0.90036         | 0.92493        | 0.00060        | 0.87804    | 0.00050        |
|                        | 0.89869         | 0.92355        | 0.00062        | 0.8765     | 0.00049        |
|                        | 0.85906         | 0.89035        | 0.00098        | 0.83987    | 0.00037        |

|                        |                 |            |                |            |                |
|------------------------|-----------------|------------|----------------|------------|----------------|
|                        | 0.84703         | 0.88014    | 0.00110        | 0.82874    | 0.00033        |
|                        | 0.81585         | 0.85343    | 0.00141        | 0.79987    | 0.00026        |
|                        | 0.8127          | 0.85071    | 0.00144        | 0.79696    | 0.00025        |
|                        | 0.80709         | 0.84584    | 0.00150        | 0.79175    | 0.00024        |
| <b>p.d.f. AMSE</b>     |                 | 0.09538    |                |            | <b>0.04168</b> |
| <b>Estimates</b>       | $\hat{\lambda}$ | 5.39313    | 0.15455        | 4.97751    | 0.00051        |
|                        | $\hat{\beta}$   | 0.98496    | 0.00722        | 0.89505    | 0.00002        |
|                        | $\hat{\theta}$  | 3.33848    | 0.11457        | 3.17759    | 0.03154        |
| <b>Parameters AMSE</b> |                 | 0.09211    |                |            | <b>0.01069</b> |
| <b>Best</b>            |                 | <b>MPS</b> |                |            |                |
| <b>Alfa-cut</b>        | <b>Real</b>     | <b>MIE</b> | <b>MSE_MLE</b> | <b>MPS</b> | <b>MSE_MPS</b> |
| <b>0.5</b>             | 0.87779         | 0.93146    | 0.00288        | 0.89271    | 0.00022        |
|                        | 0.87257         | 0.92597    | 0.00285        | 0.88757    | 0.00023        |
|                        | 0.80715         | 0.85671    | 0.00246        | 0.82289    | 0.00025        |
|                        | 0.66293         | 0.70166    | 0.00150        | 0.67891    | 0.00026        |
|                        | 0.6497          | 0.68729    | 0.00141        | 0.66561    | 0.00025        |
|                        | 0.64061         | 0.67741    | 0.00135        | 0.65646    | 0.00025        |
|                        | 0.60282         | 0.63623    | 0.00112        | 0.61835    | 0.00024        |
|                        | 0.60057         | 0.63377    | 0.00110        | 0.61608    | 0.00024        |

|                        |                 |            |                |            |                |
|------------------------|-----------------|------------|----------------|------------|----------------|
|                        | 0.57919         | 0.6104     | 0.00097        | 0.59446    | 0.00023        |
|                        | 0.57814         | 0.60925    | 0.00097        | 0.59339    | 0.00023        |
| <b>p.d.f. AMSE</b>     |                 | 0.18785    |                |            | <b>0.06843</b> |
| Estimates              | $\hat{\lambda}$ | 5.36604    | 0.13398        | 5.22777    | 0.05188        |
|                        | $\hat{\beta}$   | 0.95280    | 0.00279        | 0.94196    | 0.00176        |
|                        | $\hat{\theta}$  | 3.63860    | 0.40782        | 3.35703    | 0.12747        |
| <b>Parameters AMSE</b> |                 | 0.08312    |                |            | <b>0.02130</b> |
| <b>Best</b>            |                 | <b>MPS</b> |                |            |                |
| Alfa-cut               | <b>Real</b>     | <b>MIE</b> | <b>MSE_MLE</b> | <b>MPS</b> | <b>MSE_MPS</b> |
| 0.7                    | 0.96836         | 0.9304     | 0.00144        | 0.96772    | 0.00000        |
|                        | 0.96123         | 0.92329    | 0.00144        | 0.96015    | 0.00000        |
|                        | 0.95629         | 0.91839    | 0.00144        | 0.95492    | 0.00000        |
|                        | 0.83143         | 0.79544    | 0.00130        | 0.83459    | 0.00001        |
|                        | 0.8211          | 0.78535    | 0.00128        | 0.82396    | 0.00001        |
|                        | 0.81263         | 0.77711    | 0.00126        | 0.80528    | 0.00005        |
|                        | 0.78285         | 0.74818    | 0.00120        | 0.78485    | 0.00000        |
|                        | 0.76555         | 0.73142    | 0.00116        | 0.76727    | 0.00000        |
|                        | 0.73893         | 0.70571    | 0.00110        | 0.73034    | 0.00007        |
|                        | 0.71262         | 0.68038    | 0.00104        | 0.71387    | 0.00000        |

| p.d.f. AMSE     |                 | 0.00552 |         | 0.00008 |         |
|-----------------|-----------------|---------|---------|---------|---------|
| Estimates       | $\hat{\lambda}$ | 5.24224 | 0.05868 | 5.12777 | 0.01633 |
|                 | $\hat{\beta}$   | 0.94355 | 0.00190 | 0.92196 | 0.00048 |
|                 | $\hat{\theta}$  | 3.4345  | 0.18879 | 3.21703 | 0.04710 |
| Parameters AMSE |                 | 0.05473 |         | 0.00685 |         |
| Best            |                 | MPS     |         |         |         |

نلحظ من جدول (3-3) والأشكال (3-5) و (3-6) و (3-7) ما يأتي:

1- عند القطع  $\alpha = 0.1$  طريقة الامكان الاعظم (MLE) افضل من اعظم مسافة متباude

كون ان دالة الكثافة الاحتماليه المقدرة بهذه الطريقة حققت اقل معدل متوسط مربعات

خطأ بلغ (0.00005) مقارنة بمعدل متوسط مربعات الخطأ لطريقة (MPS) الذي بلغ

(0.00031) . وكذلك معدل متوسط مربعات الخطأ للمعلمات المقدرة بهذه الطريقة والبالغ

اقل من معدل متوسط مربعات الخطأ للمعلمات المقدرة بطريقة (MPS) والبالغ (0.00030)

.(0.03185).

2- عند معاملات القطع  $\alpha = 0.3, 0.5, 0.7$  كانت طريقة اعظم مسافة متباude (MPS) افضل

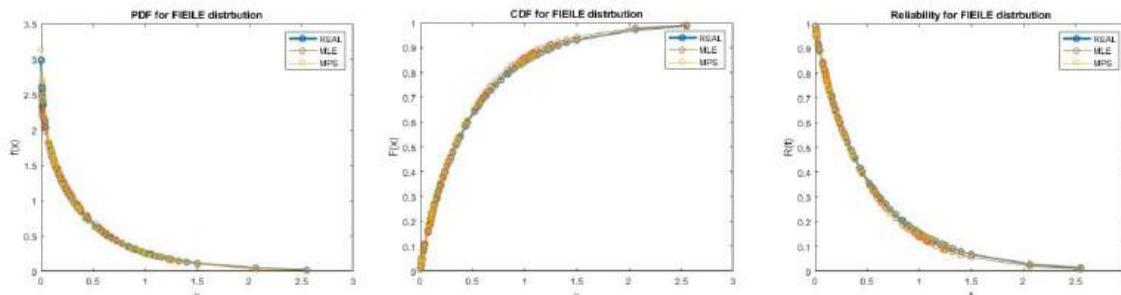
من طريقة الامكان الاعظم (MLE) كونها ان دالة الكثافة الاحتماليه المقدرة بهذه الطريقة

حققت اقل معدل متوسط مربعات خطأ بلغ ( 0.04168, 0.02130, 0.00685 ) على التوالي

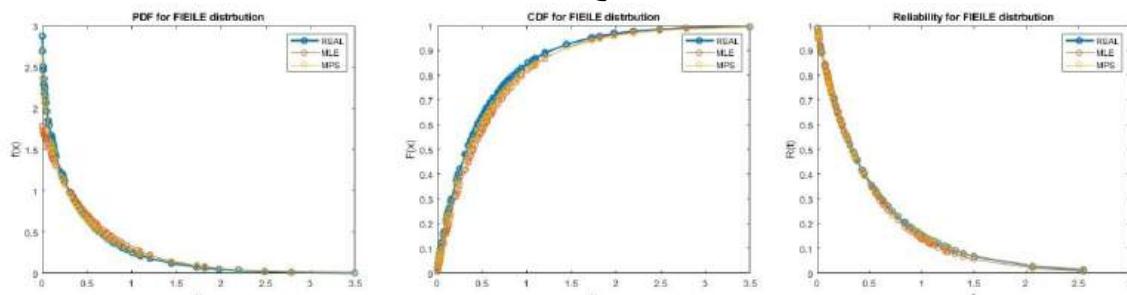
مقارنة بمعدل متوسط مربعات الخطأ لطريقة (MLE) الذي بلغ ( 0.09538, 0.18785, 0.0552 ) على التوالي.

وكذلك معدل متوسط مربعات الخطأ للمعلمات المقدرة بهذه الطريقة والبالغ

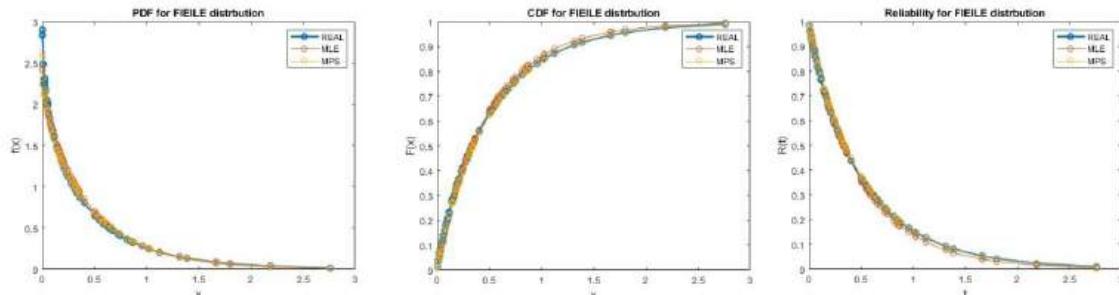
اقل من معدل متوسط مربعات الخطأ للمعلمات المقدرة بطريقة (MPS) والبالغ (0.01069, 0.02130, 0.00685 ) على التوالي.



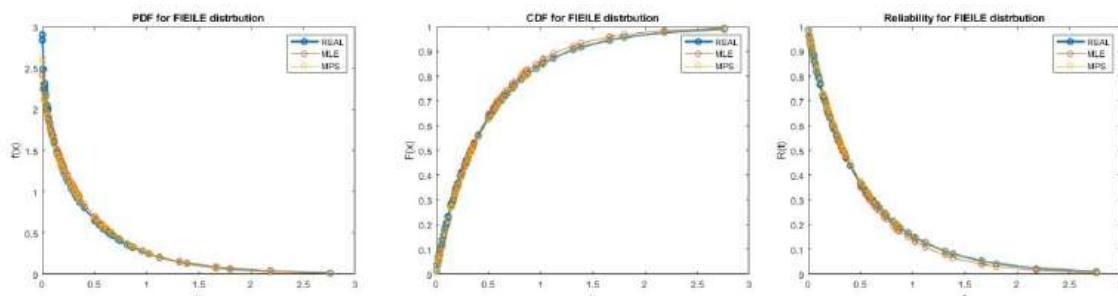
شكل (3-5) (a) منحنى دالة الكثافة الاحتماليه (b) منحنى دالة الكثافة التجميعية (c) منحنى دالة المعلولية عند القطع 0.1



شكل (3-6) (a) منحنى دالة الكثافة الاحتماليه (b) منحنى دالة الكثافة التجميعية (c) منحنى دالة المعلولية عند القطع 0.3



شكل (3-7) (a) منحنى دالة الكثافة الاحتماليه (b) منحنى دالة الكثافة التجميعية (c) منحنى دالة المعلولية عند القطع 0.5



شكل (3-8) (a) منحنى دالة الكثافة الاحتماليه (b) منحنى دالة الكثافة التجميعية (c) منحنى دالة المعلولية عند القطع 0.7

التجربة الثالثة :

المعلمات الافتراضية  $\lambda = 3.5, \beta = 0.8, \theta = 2$

جدول (3-4) قيم دالة الكثافة الاحتمالية الحقيقية والمقدرة بطرائق التقدير ومتوسط مربعات الخطأ لكل طريقة والقيم المقدرة لمعلمات التوزيع المقترن للتجربة الثالثة

| Alfa-cut        | Real            | MIE     | MSE_MLE | MPS     | MSE_MPS |
|-----------------|-----------------|---------|---------|---------|---------|
| 0.1             | 0.98989         | 0.97516 | 0.00022 | 0.95802 | 0.00102 |
|                 | 0.92008         | 0.95153 | 0.00099 | 0.98720 | 0.00450 |
|                 | 0.84175         | 0.86814 | 0.00070 | 0.90656 | 0.00420 |
|                 | 0.83712         | 0.82319 | 0.00019 | 0.90176 | 0.00418 |
|                 | 0.79564         | 0.81869 | 0.00053 | 0.85853 | 0.00395 |
|                 | 0.77581         | 0.78734 | 0.00013 | 0.83774 | 0.00384 |
|                 | 0.75846         | 0.76862 | 0.00010 | 0.81948 | 0.00372 |
|                 | 0.73936         | 0.75798 | 0.00035 | 0.79933 | 0.00360 |
|                 | 0.72384         | 0.74117 | 0.00030 | 0.78290 | 0.00349 |
|                 | 0.67547         | 0.69863 | 0.00054 | 0.73140 | 0.00313 |
| p.d.f. AMSE     |                 | 0.00078 |         | 0.00589 |         |
| Estimates       | $\hat{\lambda}$ | 3.57657 | 0.00586 | 3.58440 | 0.00712 |
|                 | $\hat{\beta}$   | 0.86222 | 0.00387 | 0.91587 | 0.01343 |
|                 | $\hat{\theta}$  | 2.31047 | 0.09639 | 2.46686 | 0.21795 |
| Parameters AMSE |                 | 0.03538 |         | 0.07950 |         |

| Best            |                 | MLE     |         |         |         |
|-----------------|-----------------|---------|---------|---------|---------|
| Alfa-cut        | Real            | MIE     | MSE_MLE | MPS     | MSE_MPS |
| 0.3             | 0.98989         | 0.97516 | 0.00022 | 0.00457 | 0.00457 |
|                 | 0.92008         | 0.95153 | 0.00099 | 0.00016 | 0.00016 |
|                 | 0.84175         | 0.86814 | 0.00070 | 0.00132 | 0.00132 |
|                 | 0.83712         | 0.82319 | 0.00019 | 0.00114 | 0.00114 |
|                 | 0.79564         | 0.81869 | 0.00053 | 0.00083 | 0.00474 |
|                 | 0.77581         | 0.78734 | 0.00013 | 0.00127 | 0.00733 |
|                 | 0.75846         | 0.76862 | 0.00010 | 0.00116 | 0.00884 |
|                 | 0.73936         | 0.75798 | 0.00035 | 0.00059 | 0.00887 |
|                 | 0.72384         | 0.74117 | 0.00030 | 0.00108 | 0.01057 |
|                 | 0.67547         | 0.69863 | 0.00054 | 0.00068 | 0.01850 |
| p.d.f. AMSE     |                 | 0.00067 |         | 0.00218 |         |
| Estimates       | $\hat{\lambda}$ | 3.52819 | 0.00079 | 3.54118 | 0.00170 |
|                 | $\hat{\beta}$   | 0.82220 | 0.00049 | 0.83107 | 0.00097 |
|                 | $\hat{\theta}$  | 2.33614 | 0.11299 | 2.47771 | 0.22821 |
| Parameters AMSE |                 | 0.03809 |         | 0.07696 |         |
| Best            |                 | MLE     |         |         |         |
| Alfa-cut        | Real            | MIE     | MSE_MLE | MPS     | MSE_MPS |

|                        |                 |            |                |                |                |
|------------------------|-----------------|------------|----------------|----------------|----------------|
| <b>0.5</b>             | 0.94417         | 0.94992    | 0.00003        | 0.92209        | 0.00049        |
|                        | 0.94287         | 0.94902    | 0.00004        | 0.92088        | 0.00048        |
|                        | 0.88235         | 0.90628    | 0.00057        | 0.86477        | 0.00031        |
|                        | 0.88022         | 0.90474    | 0.00060        | 0.86279        | 0.00030        |
|                        | 0.87619         | 0.90181    | 0.00066        | 0.85905        | 0.00029        |
|                        | 0.79512         | 0.84068    | 0.00208        | 0.78347        | 0.00014        |
|                        | 0.78886         | 0.83579    | 0.00220        | 0.77761        | 0.00013        |
|                        | 0.67724         | 0.74403    | 0.00446        | 0.67271        | 0.00002        |
|                        | 0.64760         | 0.71820    | 0.00498        | 0.64469        | 0.00001        |
|                        | 0.64357         | 0.71464    | 0.00505        | 0.64088        | 0.00001        |
| <b>p.d.f. AMSE</b>     |                 | 0.08622    |                | <b>0.04315</b> |                |
| <b>Estimates</b>       | $\hat{\lambda}$ | 3.53133    | 0.00098        | 3.51231        | 0.00015        |
|                        | $\hat{\beta}$   | 0.82132    | 0.00045        | 0.81267        | 0.00016        |
|                        | $\hat{\theta}$  | 2.37556    | 0.14105        | 2.21645        | 0.04685        |
| <b>Parameters AMSE</b> |                 | 0.04749    |                | <b>0.01572</b> |                |
| <b>Best</b>            |                 | <b>MPS</b> |                |                |                |
| <b>Alfa-cut</b>        | <b>Real</b>     | <b>MIE</b> | <b>MSE_MLE</b> | <b>MPS</b>     | <b>MSE_MPS</b> |
| <b>0.7</b>             | 0.99806         | 0.98440    | 0.00019        | 0.99008        | 0.00006        |
|                        | 0.98470         | 0.97360    | 0.00012        | 0.98847        | 0.00001        |

|                        |                 |            |                |         |         |
|------------------------|-----------------|------------|----------------|---------|---------|
|                        | 0.92871         | 0.92768    | 0.00000        | 0.97440 | 0.00209 |
|                        | 0.92677         | 0.92607    | 0.00000        | 0.94492 | 0.00033 |
|                        | 0.90989         | 0.91201    | 0.00000        | 0.91145 | 0.00000 |
|                        | 0.87516         | 0.88280    | 0.00006        | 0.87478 | 0.00000 |
|                        | 0.83671         | 0.85000    | 0.00018        | 0.81110 | 0.00066 |
|                        | 0.79574         | 0.81448    | 0.00035        | 0.80350 | 0.00006 |
|                        | 0.72716         | 0.75371    | 0.00071        | 0.71110 | 0.00026 |
|                        | 0.71918         | 0.74654    | 0.00075        | 0.70350 | 0.00025 |
| <b>p.d.f. AMSE</b>     |                 | 0.00566    | <b>0.02353</b> |         |         |
| <b>Estimates</b>       | $\hat{\lambda}$ | 3.50295    | 1.19454        | 3.50013 | 0.00000 |
|                        | $\hat{\beta}$   | 0.81263    | 0.00528        | 0.80132 | 0.00000 |
|                        | $\hat{\theta}$  | 2.02257    | 1.04566        | 2.00556 | 0.00003 |
| <b>Parameters AMSE</b> |                 | 0.74849    | <b>0.00001</b> |         |         |
| <b>Best</b>            |                 | <b>MPS</b> |                |         |         |

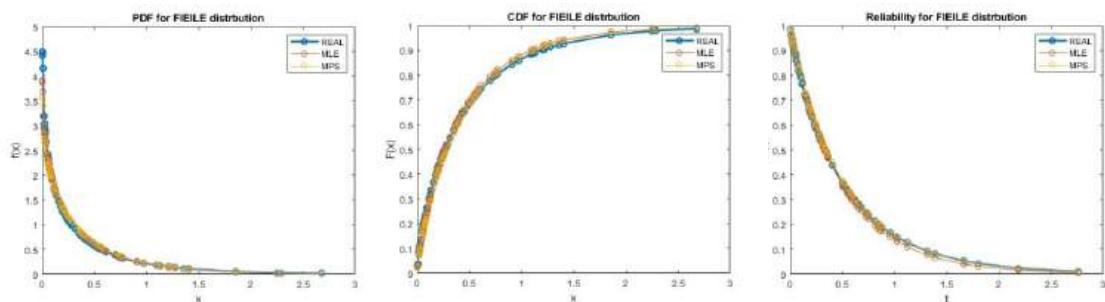
نلحظ من جدول (3-4) والأشكال (3-9) و (3-10) و (3-11) ما يأتي:

- عند القطع  $\alpha = 0.1, 0.3$  طريقة طریقة الامکان الاعظم (MLE) افضل من اعظم مسافة متبااعدة (MPS) کون ان دالة الكثافة الاحتماليه المقدرة بهذه الطريقة حققت اقل معدل متوسط مربعات خطأ بلغ ( 0.00067, 0.00078 ) مقارنة بمعدل متوسط مربعات الخطأ لطريقة ( MPS ) الذي بلغ ( 0.00218, 0.00589 ). وكذلك معدل متوسط مربعات الخطأ للمعلمات

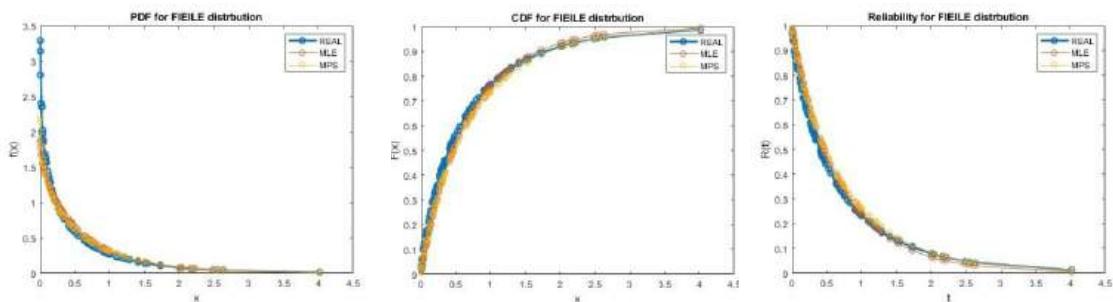
المقدرة بهذه الطريقة والبالغ (0.03809, 0.03538) اقل من معدل متوسط مربعات الخطأ

للمعلمات المقدرة بطريقة (MPS) والبالغ (0.04749, 0.07950).

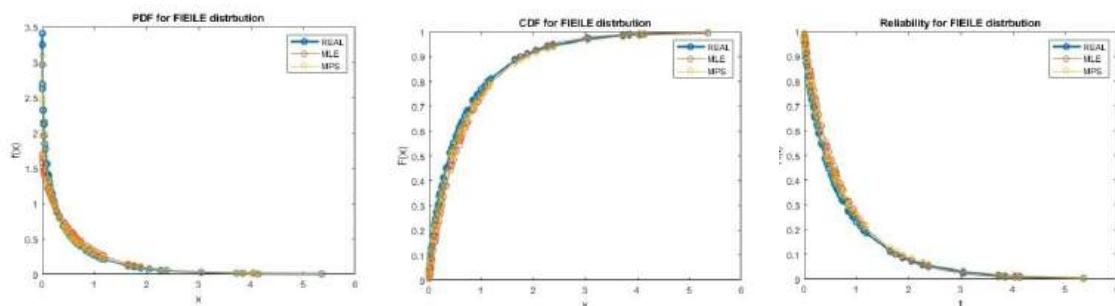
-2- عند معاملات القطع  $\alpha = 0.5, 0.7$  كانت طريقة اعظم مسافة متباينة (MPS) افضل من طريقة الامكان الاعظم (MLE) كونها ان دالة الكثافة الاحتمالية المقدرة بهذه الطريقة حققت اقل معدل متوسط مربعات خطأ بلغ (0.02353, 0.04315) على التوالي مقارنة بمعدل متوسط مربعات الخطأ لطريقة (MLE) الذي بلغ (0.00566, 0.08622) على التوالي. وكذلك معدل متوسط مربعات الخطأ للمعلمات المقدرة بهذه الطريقة والبالغ (0.01572, 0.00001) اقل من معدل متوسط مربعات الخطأ للمعلمات المقدرة بطريقة (MPS) والبالغ (0.04749, 0.74849) على التوالي.



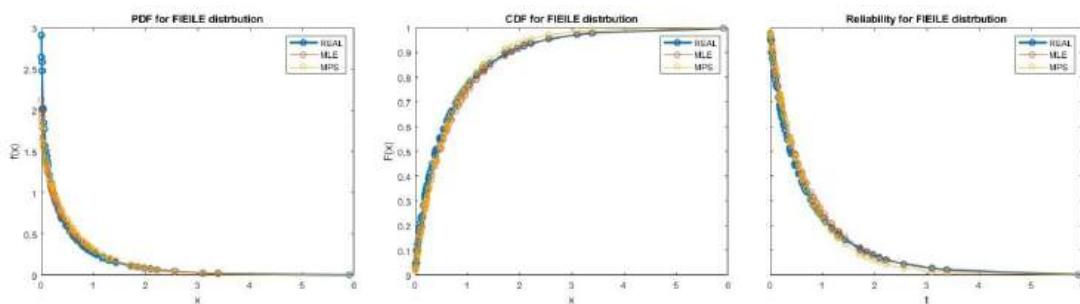
شكل (3-9) (a) منحنى دالة الكثافة الاحتمالية (b) منحنى دالة الكثافة التجميعية (c) منحنى دالة المعلولية عند القطع 0.1



شكل (3-10) (a) منحنى دالة الكثافة الاحتمالية (b) منحنى دالة الكثافة التجميعية (c) منحنى دالة المعلولية عند القطع 0.3



شكل (3-11) (a) منحنى دالة الكثافة الاحتمالية (b) منحنى دالة الكثافة التجميعية (c) منحنى دالة المغولية عند القطع 0.5



شكل (3-12) (a) منحنى دالة الكثافة الاحتمالية (b) منحنى دالة الكثافة التجميعية (c) منحنى دالة المغولية عند القطع 0.7

#### التجربة الرابعة :

$\lambda = 1.5, \beta = 0.1, \theta = 1.5$  المعلمات الافتراضية

جدول (3-5) قيم دالة الكثافة الاحتمالية الحقيقية والمقدرة بطرائق التقدير ومتعدد مربعات الخطأ لكل طريقة والقيم المقدرة لمعلمات التوزيع المقترن للتتجربة الرابعة

| Alfa-cut | Real    | MIE     | MSE_MLE | MPS     | MSE_MPS |
|----------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 0.1      | 0.98849 | 0.94834 | 0.00161 | 0.92982 | 0.00344 |
|          | 0.93696 | 0.91022 | 0.00071 | 0.89433 | 0.00182 |
|          | 0.92284 | 0.89955 | 0.00054 | 0.88437 | 0.00148 |
|          | 0.91418 | 0.89296 | 0.00045 | 0.87820 | 0.00129 |
|          | 0.88997 | 0.87434 | 0.00024 | 0.86076 | 0.00085 |

|                        |                 |                |                |            |                |
|------------------------|-----------------|----------------|----------------|------------|----------------|
|                        | 0.87098         | 0.85953        | 0.00013        | 0.84687    | 0.00058        |
|                        | 0.86593         | 0.85557        | 0.00011        | 0.84315    | 0.00052        |
|                        | 0.85335         | 0.84564        | 0.00006        | 0.83382    | 0.00038        |
|                        | 0.83539         | 0.83133        | 0.00002        | 0.82034    | 0.00023        |
|                        | 0.81767         | 0.81706        | 0.00000        | 0.80689    | 0.00012        |
| <b>p.d.f. AMSE</b>     |                 | <b>0.00009</b> |                | 0.00892    |                |
| <b>Estimates</b>       | $\hat{\lambda}$ | 1.54258        | 0.00181        | 1.55912    | 0.00349        |
|                        | $\hat{\beta}$   | 0.15162        | 0.00266        | 0.17371    | 0.00543        |
|                        | $\hat{\theta}$  | 1.55637        | 0.00318        | 1.42873    | 0.00508        |
| <b>Parameters AMSE</b> |                 | <b>0.00255</b> |                | 0.00467    |                |
| <b>Best</b>            |                 | <b>MLE</b>     |                |            |                |
| <b>Alfa-cut</b>        | <b>Real</b>     | <b>MIE</b>     | <b>MSE_MLE</b> | <b>MPS</b> | <b>MSE_MPS</b> |
| <b>0.3</b>             | 0.97959         | 0.97975        | 0.00010        | 0.99892    | 0.00037        |
|                        | 0.91551         | 0.96905        | 0.00287        | 0.92523    | 0.00009        |
|                        | 0.84602         | 0.89208        | 0.00212        | 0.84684    | 0.00000        |
|                        | 0.81261         | 0.85501        | 0.00180        | 0.80971    | 0.00001        |
|                        | 0.78367         | 0.82285        | 0.00154        | 0.77780    | 0.00003        |
|                        | 0.77681         | 0.81523        | 0.00148        | 0.77028    | 0.00004        |
|                        | 0.77271         | 0.81068        | 0.00144        | 0.76579    | 0.00005        |

|                        |                 |                |                |            |                |
|------------------------|-----------------|----------------|----------------|------------|----------------|
|                        | 0.77105         | 0.80884        | 0.00143        | 0.76398    | 0.00005        |
|                        | 0.75815         | 0.79449        | 0.00132        | 0.74988    | 0.00007        |
|                        | 0.75776         | 0.79406        | 0.00132        | 0.74946    | 0.00007        |
| <b>p.d.f. AMSE</b>     |                 | <b>0.00034</b> |                |            | 0.01855        |
| <b>Estimates</b>       | $\hat{\lambda}$ | 1.52456        | 0.00060        | 1.54137    | 0.00171        |
|                        | $\hat{\beta}$   | 0.14457        | 0.00199        | 0.15663    | 0.00321        |
|                        | $\hat{\theta}$  | 1.53244        | 0.00105        | 1.52333    | 0.00054        |
| <b>Parameters AMSE</b> |                 | <b>0.00121</b> |                |            | 0.00182        |
| <b>Best</b>            |                 | <b>MLE</b>     |                |            |                |
| <b>Alfa-cut</b>        | <b>Real</b>     | <b>MIE</b>     | <b>MSE_MLE</b> | <b>MPS</b> | <b>MSE_MPS</b> |
| <b>0.5</b>             | 0.90613         | 0.97358        | 0.00455        | 0.91975    | 0.00019        |
|                        | 0.89496         | 0.96145        | 0.00442        | 0.90901    | 0.00020        |
|                        | 0.86121         | 0.92462        | 0.00402        | 0.87642    | 0.00023        |
|                        | 0.85539         | 0.91825        | 0.00395        | 0.87078    | 0.00024        |
|                        | 0.84405         | 0.90581        | 0.00381        | 0.85976    | 0.00025        |
|                        | 0.82572         | 0.88565        | 0.00359        | 0.84192    | 0.00026        |
|                        | 0.82306         | 0.88272        | 0.00356        | 0.83932    | 0.00026        |
|                        | 0.81550         | 0.87438        | 0.00347        | 0.83194    | 0.00027        |
|                        | 0.80578         | 0.86365        | 0.00335        | 0.82243    | 0.00028        |

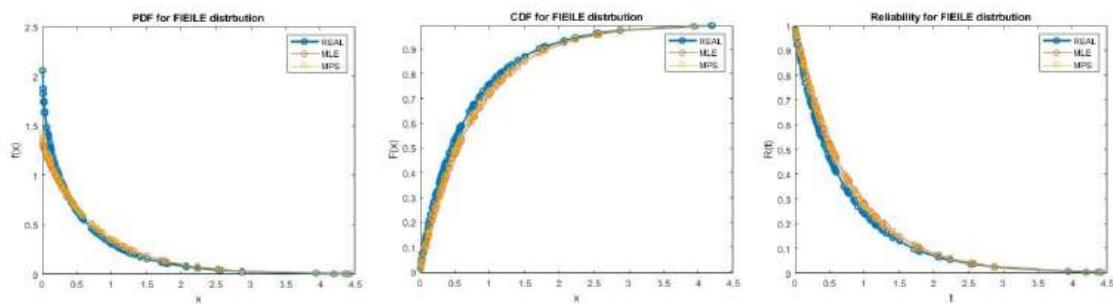
|                        | 0.80204         | 0.85952    | 0.00330 | 0.81877 | 0.00028        |
|------------------------|-----------------|------------|---------|---------|----------------|
| <b>p.d.f. AMSE</b>     |                 | 0.00448    |         |         | <b>0.02867</b> |
| <b>Estimates</b>       | $\hat{\lambda}$ | 1.52935    | 0.00086 | 1.50371 | 0.00001        |
|                        | $\hat{\beta}$   | 0.81874    | 0.00035 | 0.00001 | 0.49487        |
|                        | $\hat{\theta}$  | 1.51993    | 0.00040 | 1.51007 | 0.00010        |
| <b>Parameters AMSE</b> |                 | 0.00441    |         |         | <b>0.00006</b> |
| <b>Best</b>            |                 | <b>MPS</b> |         |         |                |
| Alfa-cut               | Real            | MIE        | MSE_MLE | MPS     | MSE_MPS        |
| <b>0.7</b>             | 0.97970         | 0.92938    | 0.00253 | 0.97189 | 0.00006        |
|                        | 0.96779         | 0.92100    | 0.00219 | 0.96214 | 0.00003        |
|                        | 0.96201         | 0.91690    | 0.00203 | 0.96740 | 0.00003        |
|                        | 0.96176         | 0.91673    | 0.00203 | 0.96720 | 0.00003        |
|                        | 0.89543         | 0.86852    | 0.00072 | 0.88234 | 0.00017        |
|                        | 0.89440         | 0.86775    | 0.00071 | 0.87148 | 0.00053        |
|                        | 0.88945         | 0.86407    | 0.00064 | 0.87736 | 0.00015        |
|                        | 0.86074         | 0.84244    | 0.00033 | 0.86333 | 0.00001        |
|                        | 0.84544         | 0.83075    | 0.00022 | 0.81048 | 0.00122        |
|                        | 0.83015         | 0.81896    | 0.00013 | 0.82758 | 0.00001        |
| <b>p.d.f. AMSE</b>     |                 | 0.05593    |         |         | <b>0.00566</b> |

|                 |                 |         |         |         |         |
|-----------------|-----------------|---------|---------|---------|---------|
|                 | $\hat{\lambda}$ | 1.51178 | 0.00014 | 1.50262 | 0.00001 |
| Estimates       | $\hat{\beta}$   | 0.11831 | 0.00034 | 0.11262 | 0.00016 |
|                 | $\hat{\theta}$  | 1.51017 | 0.00010 | 1.51262 | 0.00016 |
| Parameters AMSE | 0.00019         |         |         | 0.00011 |         |
| Best            |                 |         |         | MPS     |         |

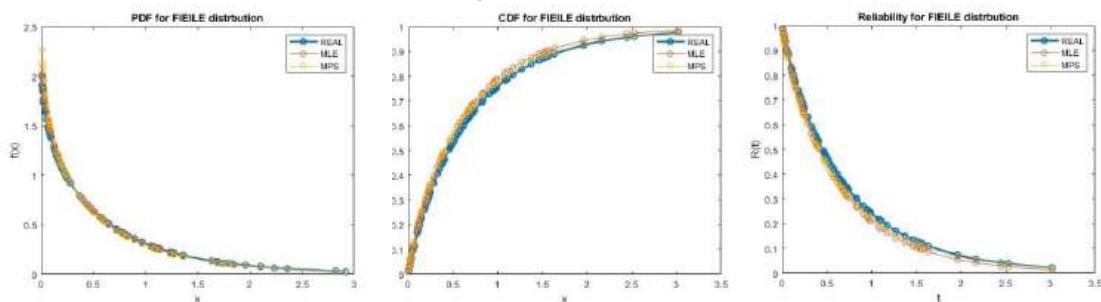
نلحظ من جدول (3-5) والأشكال (3-13) و (3-14) و (3-15) ما يأتي:

1- عند القطع  $\alpha = 0.1, 0.3$  طريقة طريقة الامكان الاعظم (MLE) افضل من اعظم مسافة متباude (MPS) كون ان دالة الكثافة الاحتماليه المقدرة بهذه الطريقة حققت اقل معدل متباude مربعات خطأ بلغ (0.00009, 0.00034) مقارنة بمعدل متباude مربعات الخطأ لطريقة (MPS) الذي بلغ (0.00892, 0.01855) على التوالي ، وكذلك معدل متباude مربعات الخطأ للمعلمات المقدرة بهذه الطريقة والبالغ (0.00255, 0.00121) اقل من معدل متباude مربعات الخطأ للمعلمات المقدرة بطريقة (MPS) والبالغ (0.0046, 0.008127).

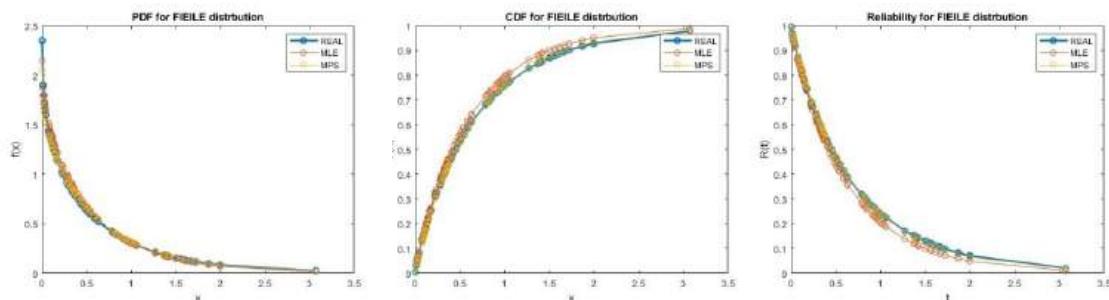
2- عند معاملات القطع  $\alpha = 0.5, 0.7$  كانت طريقة اعظم مسافة متباude (MPS) افضل من طريقة الامكان الاعظم (MLE) كونها ان دالة الكثافة الاحتماليه المقدرة بهذه الطريقة حققت اقل معدل متباude مربعات خطأ بلغ (0.02867, 0.00566) على التوالي مقارنة بمعدل متباude مربعات الخطأ لطريقة (MLE) الذي بلغ (0.00448, 0.05593) على التوالي. وكذلك معدل متباude مربعات الخطأ للمعلمات المقدرة بهذه الطريقة والبالغ (0.00006, 0.00566) اقل من معدل متباude مربعات الخطأ للمعلمات المقدرة بطريقة (MPS) والبالغ (0.00441, 0.00019) على التوالي.



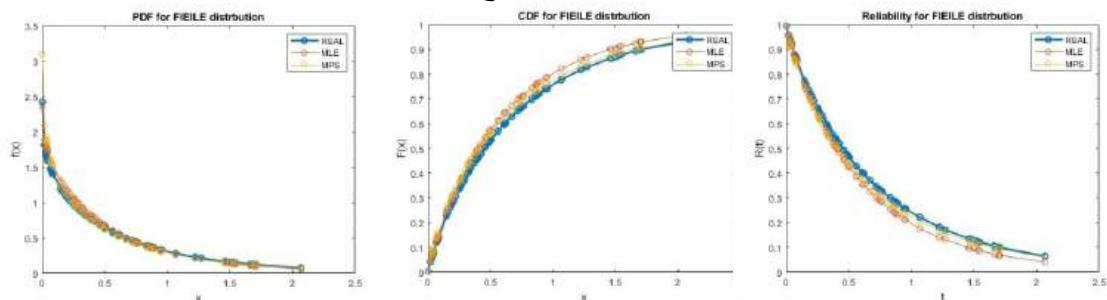
شكل (3-13) (a) منحنى دالة الكثافة الاحتمالية (b) منحنى دالة الكثافة التجميعية (c) منحنى دالة المغولية عند القطع 0.1



شكل (3-14) (a) منحنى دالة الكثافة الاحتمالية (b) منحنى دالة الكثافة التجميعية (c) منحنى دالة المغولية عند القطع 0.3



شكل (3-15) (a) منحنى دالة الكثافة الاحتمالية (b) منحنى دالة الكثافة التجميعية (c) منحنى دالة المغولية عند القطع 0.5



شكل (3-16) (a) منحنى دالة الكثافة الاحتمالية (b) منحنى دالة الكثافة التجميعية (c) منحنى دالة المغولية عند القطع 0.7

التجربة الخامسة :

المعلمات الافتراضية  $\lambda = 2, \beta = 1, \theta = 4$

جدول (3-6) قيم دالة الكثافة الاحتمالية الحقيقية والمقدرة بطرائق التقدير ومتوسط مربعات الخطأ لكل طريقة والقيم المقدرة لمعلمات التوزيع المقترن للتتجربة الخامسة

| Alfa-cut        | Real            | MIE     | MSE_MLE | MPS     | MSE_MPS |
|-----------------|-----------------|---------|---------|---------|---------|
| 0.1             | 0.48857         | 0.45669 | 0.00102 | 0.32982 | 0.02520 |
|                 | 0.48684         | 0.45545 | 0.00099 | 0.33721 | 0.02239 |
|                 | 0.46813         | 0.44066 | 0.00075 | 0.38260 | 0.00732 |
|                 | 0.46462         | 0.43775 | 0.00072 | 0.38744 | 0.00596 |
|                 | 0.45755         | 0.43183 | 0.00066 | 0.39524 | 0.00388 |
|                 | 0.44775         | 0.42352 | 0.00059 | 0.40282 | 0.00202 |
|                 | 0.44404         | 0.42035 | 0.00056 | 0.40492 | 0.00153 |
|                 | 0.44051         | 0.41732 | 0.00054 | 0.40658 | 0.00115 |
|                 | 0.43254         | 0.41044 | 0.00049 | 0.40929 | 0.00054 |
|                 | 0.42407         | 0.40308 | 0.00044 | 0.41080 | 0.00018 |
| p.d.f. AMSE     |                 | 0.02455 |         | 0.11568 |         |
| Estimates       | $\hat{\lambda}$ | 2.22567 | 0.05093 | 2.34532 | 0.11925 |
|                 | $\hat{\beta}$   | 0.98976 | 0.00010 | 1.59742 | 0.35691 |
|                 | $\hat{\theta}$  | 4.22687 | 0.05147 | 4.3978  | 0.15824 |
| Parameters AMSE |                 | 0.03417 |         | 0.21147 |         |

| Best            |                 | MPS     |         |         |         |
|-----------------|-----------------|---------|---------|---------|---------|
| Alfa-cut        | Real            | MIE     | MSE_MLE | MPS     | MSE_MPS |
| 0.3             | 0.49695         | 0.65004 | 0.02344 | 0.60366 | 0.01139 |
|                 | 0.48879         | 0.60388 | 0.01325 | 0.57462 | 0.00737 |
|                 | 0.48637         | 0.59543 | 0.01189 | 0.56872 | 0.00678 |
|                 | 0.48368         | 0.58704 | 0.01068 | 0.56270 | 0.00624 |
|                 | 0.48100         | 0.57944 | 0.00969 | 0.55710 | 0.00579 |
|                 | 0.47608         | 0.56687 | 0.00824 | 0.54755 | 0.00511 |
|                 | 0.47309         | 0.55986 | 0.00753 | 0.54209 | 0.00476 |
|                 | 0.47308         | 0.55985 | 0.00753 | 0.54208 | 0.00476 |
|                 | 0.46611         | 0.54477 | 0.00619 | 0.53001 | 0.00408 |
|                 | 0.46308         | 0.53865 | 0.00571 | 0.52500 | 0.00383 |
| p.d.f. AMSE     |                 | 0.09978 |         | 0.01678 |         |
| Estimates       | $\hat{\lambda}$ | 2.22673 | 0.05141 | 2.14534 | 0.02112 |
|                 | $\hat{\beta}$   | 0.95976 | 0.00162 | 0.97742 | 0.00051 |
|                 | $\hat{\theta}$  | 4.02914 | 0.00085 | 3.99690 | 0.00001 |
| Parameters AMSE |                 | 0.01667 |         | 0.00721 |         |
| Best            |                 | MPS     |         |         |         |
| Alfa-cut        | Real            | MIE     | MSE_MLE | MPS     | MSE_MPS |

|                        |                 |            |                |                |                |
|------------------------|-----------------|------------|----------------|----------------|----------------|
| <b>0.5</b>             | 0.47507         | 0.31886    | 0.02440        | 0.34676        | 0.01646        |
|                        | 0.47376         | 0.32126    | 0.02325        | 0.34798        | 0.01582        |
|                        | 0.47320         | 0.32225    | 0.02279        | 0.34847        | 0.01556        |
|                        | 0.46768         | 0.33085    | 0.01872        | 0.35253        | 0.01326        |
|                        | 0.46126         | 0.33879    | 0.01500        | 0.35584        | 0.01111        |
|                        | 0.45779         | 0.34236    | 0.01332        | 0.35714        | 0.01013        |
|                        | 0.45750         | 0.34264    | 0.01319        | 0.35723        | 0.01005        |
|                        | 0.45452         | 0.34534    | 0.01192        | 0.35810        | 0.00930        |
|                        | 0.45422         | 0.34559    | 0.01180        | 0.35818        | 0.00922        |
|                        | 0.44057         | 0.35471    | 0.00737        | 0.36001        | 0.00649        |
| <b>p.d.f. AMSE</b>     |                 | 0.23661    |                | <b>0.02655</b> |                |
| <b>Estimates</b>       | $\hat{\lambda}$ | 2.13741    | 0.01888        | 2.09880        | 0.00976        |
|                        | $\hat{\beta}$   | 1.10439    | 0.01090        | 1.17759        | 0.03154        |
|                        | $\hat{\theta}$  | 4.50909    | 0.25917        | 3.93923        | 0.00369        |
| <b>Parameters AMSE</b> |                 | 0.33785    |                | <b>0.03795</b> |                |
| <b>Best</b>            |                 | <b>MPS</b> |                |                |                |
| <b>Alfa-cut</b>        | <b>Real</b>     | <b>MIE</b> | <b>MSE_MLE</b> | <b>MPS</b>     | <b>MSE_MPS</b> |
| <b>0.7</b>             | 0.49362         | 0.43258    | 0.00373        | 0.55301        | 0.00353        |
|                        | 0.48693         | 0.43086    | 0.00314        | 0.52668        | 0.00158        |

|                        |                 |            |         |                |         |
|------------------------|-----------------|------------|---------|----------------|---------|
|                        | 0.48383         | 0.42947    | 0.00296 | 0.51784        | 0.00116 |
|                        | 0.48037         | 0.42768    | 0.00278 | 0.50916        | 0.00083 |
|                        | 0.48020         | 0.42759    | 0.00277 | 0.50877        | 0.00082 |
|                        | 0.47350         | 0.42369    | 0.00248 | 0.49436        | 0.00043 |
|                        | 0.46603         | 0.41892    | 0.00222 | 0.48045        | 0.00021 |
|                        | 0.45986         | 0.41477    | 0.00203 | 0.47007        | 0.00010 |
|                        | 0.45609         | 0.41216    | 0.00193 | 0.46409        | 0.00006 |
|                        | 0.44917         | 0.40725    | 0.00176 | 0.45364        | 0.00002 |
| <b>p.d.f. AMSE</b>     |                 | 0.36766    |         | <b>0.03896</b> |         |
| <b>Estimates</b>       | $\hat{\lambda}$ | 2.07022    | 0.00493 | 2.00857        | 0.00007 |
|                        | $\hat{\beta}$   | 1.01109    | 0.00012 | 1.09944        | 0.00989 |
|                        | $\hat{\theta}$  | 4.07603    | 0.00578 | 4.0234004      | 0.00055 |
| <b>Parameters AMSE</b> |                 | 0.00361    |         | <b>0.00350</b> |         |
| <b>Best</b>            |                 | <b>MPS</b> |         |                |         |

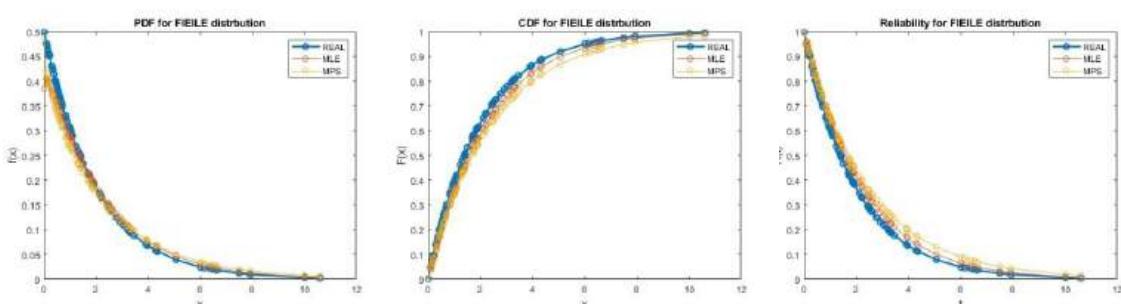
نلحظ من جدول (3-6) والأشكال (3-17) و (3-18) و (3-19) ما يأتي:

- عند القطع  $\alpha = 0.1$  طريقة الامكان الاعظم (MLE) افضل من اعظم مسافة متباudeة (MPS) كون ان دالة الكثافة الاحتماليه المقدرة بهذه الطريقة حققت اقل معدل متوسط مربعات خطأ بلغ (0.02455) مقارنة بمعدل متوسط مربعات الخطأ لطريقة (MPS) الذي بلغ (0.11568). وكذلك معدل متوسط مربعات الخطأ للمعلمات المقدرة بهذه الطريقة والبالغ

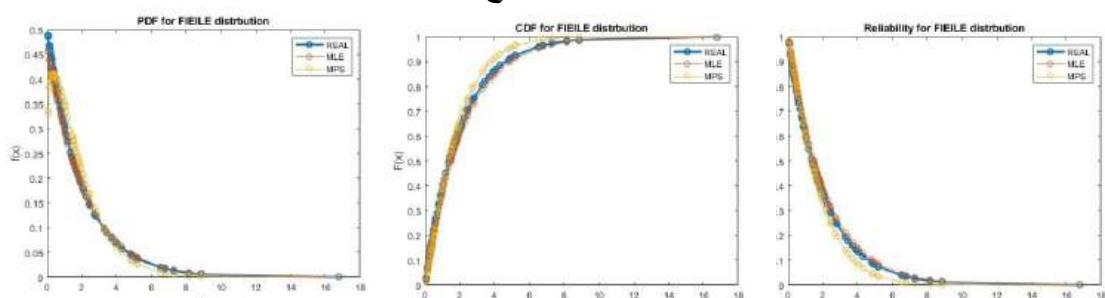
(0.03417) اقل من معدل متوسط مربعات الخطأ للمعلمات المقدرة بطريقة (MPS) والبالغ

.(0.21147)

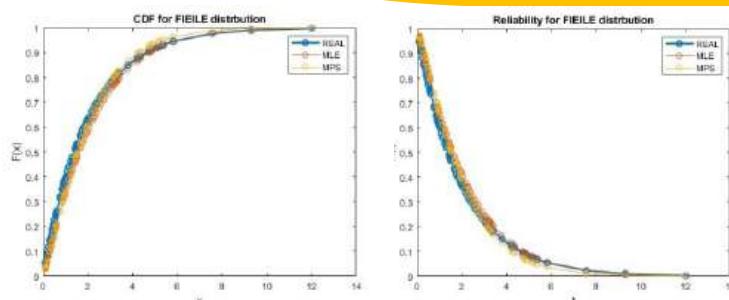
- عند معاملات القطع  $\alpha = 0.3, 0.5, 0.7$  كانت طريقة اعظم مسافة متبااعدة (MPS) افضل من طريقة الامكان الاعظم (MLE) كونها ان دالة الكثافة الاحتمالية المقدرة بهذه الطريقة حققت اقل معدل متوسط مربعات خطأ بلغ (0.01678, 0.02655, 0.03896) على التوالي مقارنة بمعدل متوسط مربعات الخطأ لطريقة (MLE) الذي بلغ (0.09538, 0.23661, 0.36766) على التوالي. وكذلك معدل متوسط مربعات الخطأ للمعلمات المقدرة بهذه الطريقة والبالغ (0.00721, 0.03795, 0.00350) اقل من معدل متوسط مربعات الخطأ للمعلمات المقدرة بطريقة (MPS) والبالغ (0.09978, 0.33785, 0.00361) على التوالي.



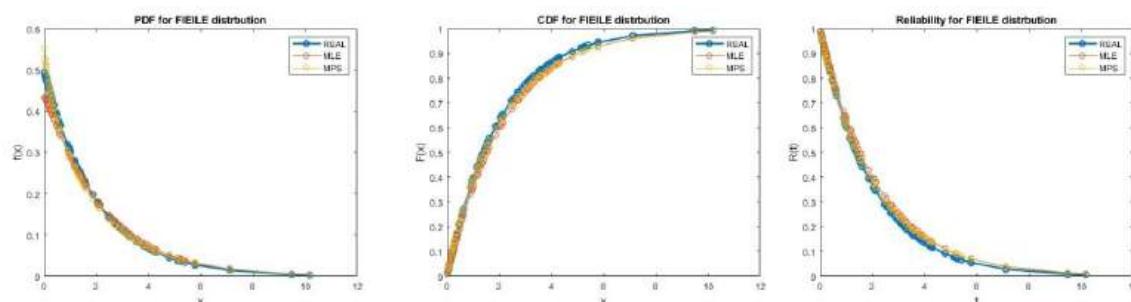
شكل (3-17) (a) منحنى دالة الكثافة الاحتمالية (b) منحنى دالة الكثافة التجميعية (c) منحنى دالة المعلولية عند القطع 0.1



شكل (3-18) (a) منحنى دالة الكثافة الاحتمالية (b) منحنى دالة الكثافة التجميعية (c) منحنى دالة المعلولية عند القطع 0.3



شكل (3-19) (a) منحنى دالة الكثافة الاحتمالية (b) منحنى دالة الكثافة التجميعية (c) منحنى دالة المغولية عند القطع 0.5



شكل (3-20) (a) منحنى دالة الكثافة الاحتمالية (b) منحنى دالة الكثافة التجميعية (c) منحنى دالة المغولية عند القطع 0.7

والجدوال التالي يبين عدد مرات ظهور كل طريقة عند كل قطع وعند كل انموذج من نماذج تجارب المحاكاة

| $\alpha \backslash \text{Para.}$ | 0.1 | 0.3 | 0.5 | 0.7 |
|----------------------------------|-----|-----|-----|-----|
| $\lambda=4$                      |     |     |     |     |
| $\beta=0.8$                      | MLE | MPS | MPS | MPS |
| $\theta=4$                       |     |     |     |     |
| $\lambda=5$                      |     |     |     |     |
| $\beta=0.9$                      | MLE | MPS | MPS | MPS |
| $\theta=3$                       |     |     |     |     |
| $\lambda=3.5$                    |     |     |     |     |
| $\beta=0.8$                      | MLE | MLE | MPS | MPS |
| $\theta=2$                       |     |     |     |     |
| $\lambda=1.5$                    |     |     |     |     |
| $\beta=0.1$                      | MLE | MLE | MPS | MPS |
| $\theta=1.5$                     |     |     |     |     |
| $\lambda=2$                      |     |     |     |     |
| $\beta=1$                        | MPS | MPS | MPS | MPS |

|            |           |  |           |
|------------|-----------|--|-----------|
| $\theta=4$ |           |  |           |
| Rtio       | MLE =0.30 |  | MPS =0.70 |

الجدول يعرض تكرار استعمال طريقة الامكان الاعظم وطريقة اعظم مسافة متباينة وتبيّن انه في تجرب محاكاة لعدة قيم للمعاملات  $\lambda$  و  $\beta$  و  $\theta$  ، حيث تختلف القيم بناءً على كل نموذج. في معظم الحالات، يهيمن MPS على استخدامه مقارنة بـ MLE ، باستثناء بعض الحالات مثل عندما  $\lambda=3.5$  و  $\theta=2$  ، حيث يتم استخدام MLE بشكل أكبر. النسبة الإجمالية بين MLE و MPS هي 0.30 لـ MLE و 0.70 لـ MPS ، مما يشير إلى أن MPS هي الطريقة الأكثر تكراراً في هذه التجارب.

**الفصل الثالث**

**المبحث الثاني**

**الجانب التطبيقي**

### **1.1 تمهيد**

تم في هذا الفصل استعمال بيانات تمثل أوقات البقاء للمصابات بسرطان الثدي من مركز كربلاء لمعالجة الأورام لغرض اختبار التوزيع المقترن اذا تم اولا اختبار ملائمة المشاهدات الحقيقية للتوزيع ، ومن ثم المقارنة بين التوزيع المقترن والتوزيعات الاصلية باستعمال معايير مقارنة متعددة ومن ثم تضليل المشاهدات الحقيقية باستعمال دالة انتمام شبه منحرفة ، واخيراً تحليل المشاهدات الحقيقية .

### **2.2.3 سرطان الثدي (Breast Cancer)**

سرطان الثدي هو واحد من أكثر أنواع السرطان شيوعاً بين النساء في جميع أنحاء العالم، ويحدث عندما تبدأ خلايا الثدي في النمو بشكل غير طبيعي وغير منضبط، مما يؤدي إلى تشكيل كتلة أو ورم قد يكون حميداً (غير سرطاني) أو خبيثاً (سرطاني). يمكن أن ينشأ سرطان الثدي في مختلف أجزاء الثدي، بما في ذلك القنوات التي تحمل الحليب (السرطان القنوي)، أو الغدد التي تنتج الحليب (السرطان الفصيسي)، ويمكن أن يكون موضعياً أو غازياً حيث ينتشر إلى الأنسجة المحيطة أو إلى أجزاء أخرى من الجسم. هناك عوامل خطر تزيد من احتمالية الإصابة بسرطان الثدي، مثل التقدم في العمر، التاريخ العائلي للإصابة بالمرض، الطفرات الجينية الموروثة مثل BRCA1 وBRCA2، والposure الطويل لهرمون الإستروجين، سواء من خلال العوامل البيولوجية أو نتيجة استعمال العلاج الهرموني بعد انقطاع الطمث. يُشخص سرطان الثدي باستعمال عدة أدوات مثل الفحص الذاتي، التصوير الشعاعي للثدي (ماموجرام)، الموجات فوق الصوتية، والخزعة التي تؤكد طبيعة الورم. تتعدد طرق العلاج بناءً على مرحلة ونوع السرطان، وتشمل الجراحة لإزالة الورم أو الثدي بأكمله، والعلاج

الإشعاعي لتدمير الخلايا السرطانية المتبقية، والعلاج الكيميائي الذي يستهدف الخلايا السرطانية في الجسم كله، بالإضافة إلى العلاجات الهرمونية والموجهة التي تعزز فعالية العلاج وتمكن من عودة المرض. على الرغم من أن الوقاية الكاملة من سرطان الثدي قد لا تكون ممكناً، إلا أن الحفاظ على وزن صحي، ممارسة التمارين الرياضية بانتظام، والقيام بالفحوصات الدورية يمكن أن يساعد في تقليل المخاطر واكتشاف المرض في مراحله المبكرة حيث يكون العلاج أكثر فعالية.

### 3.2.3 أسباب سرطان الثدي

تنوع أسباب الإصابة بسرطان الثدي وتعتبر نتيجة لتفاعل معقد بين عوامل وراثية، هرمونية، وبئية. من أبرز هذه الأسباب:

**العوامل الوراثية:** الطفرات الجينية الموروثة مثل *BRCA1* و *BRCA2* تزيد بشكل كبير من خطر الإصابة بسرطان الثدي. النساء اللواتي يحملن هذه الطفرات لديهن احتمال أعلى لتطوير سرطان الثدي وسرطانات أخرى.

**العمر:** يزداد خطر الإصابة بسرطان الثدي مع التقدم في العمر، حيث تعتبر النساء فوق سن الخمسين أكثر عرضة للإصابة.

**التاريخ العائلي:** وجود أقارب من الدرجة الأولى (الأم، الأخت، الابنة) مصابات بسرطان الثدي يزيد من خطر الإصابة، خاصة إذا تم تشخيصهن في سن مبكرة.

**التعرض لهرمون الإستروجين:** التعرض المطول لهرمون الإستروجين بسبب بدء الطمث في سن مبكرة، أو التأخر في انقطاع الطمث، أو استعمال العلاج الهرموني بعد انقطاع الطمث، يمكن أن يزيد من خطر الإصابة بسرطان الثدي.

**نمط الحياة:** السمنة وزيادة الوزن، خاصة بعد انقطاع الطمث، قلة النشاط البدني، تناول الكحول بكثرة، والتدخين، كلها عوامل تزيد من خطر الإصابة.

**العوامل الإيجابية:** الحمل الأول في سن متأخرة أو عدم الحمل مطلقاً يمكن أن يزيد من خطر الإصابة، كما أن الرضاعة الطبيعية تقلل من خطر الإصابة.

**التعرض للإشعاع:** التعرض للإشعاع في منطقة الصدر في سن مبكرة، مثل ما يحدث في علاج بعض أنواع السرطان الأخرى، يزيد من خطر الإصابة بسرطان الثدي في وقت لاحق.

**العوامل البيئية:** هناك بعض العوامل البيئية التي قد تسهم في زيادة خطر الإصابة بسرطان الثدي، مثل التعرض لبعض المواد الكيميائية الصناعية.

#### 4.2.3 طرق الوقاية من سرطان الثدي

الوقاية من سرطان الثدي تتضمن اتخاذ خطوات لقليل عوامل الخطر المرتبطة بالمرض، على الرغم من أنه لا يمكن الوقاية منه بشكل كامل. إليك بعض الطرق التي يمكن أن تساعد في تقليل خطر الإصابة:

**الحفاظ على وزن صحي:** السمنة وزيادة الوزن بعد انقطاع الطمث تزيد من خطر الإصابة بسرطان الثدي. لذا، الحفاظ على وزن صحي من خلال النظام الغذائي المتوازن والنشاط البدني المنتظم يمكن أن يقلل من المخاطر.

**ممارسة الرياضة بانتظام:** النشاط البدني المنتظم يساعد في الحفاظ على وزن صحي وتقليل مستويات الهرمونات المرتبطة بسرطان الثدي. ينصح بممارسة التمارين الرياضية المعتدلة لمدة 150 دقيقة على الأقل في الأسبوع.

**الحد من تناول الكحول:** تناول الكحول بكميات كبيرة يزيد من خطر الإصابة بسرطان الثدي. لذلك، يُفضل الحد من تناول الكحول أو الامتناع عنه تماماً.

**الرضاعة الطبيعية:** الرضاعة الطبيعية، وخاصة لفترات طويلة، يمكن أن تقلل من خطر الإصابة بسرطان الثدي.

**تجنب العلاج الهرموني طويلاً للأمد:** إذا كنت تستخدمين العلاج الهرموني بعد انقطاع الطمث، من الأفضل مناقشة المخاطر والفوائد مع الطبيب، حيث أن الاستعمال طويلاً للأمد يمكن أن يزيد من خطر الإصابة بسرطان الثدي.

**إجراء الفحوصات الدورية:** إجراء الفحوصات المنتظمة مثل الماموجرام والفحص الذاتي للثدي يساعد في الكشف المبكر عن سرطان الثدي، مما يزيد من فرص العلاج الناجح.

**اتباع نظام غذائي صحي:** تناول الأطعمة الغنية بالفاكه، والخضروات، والحبوب الكاملة، والبروتينات الخالية من الدهون يمكن أن يدعم الصحة العامة ويقلل من خطر الإصابة.

**التقليل من التعرض للإشعاع:** تجنب التعرض غير الضروري للإشعاع يمكن أن يقلل من خطر الإصابة بسرطان الثدي.

**الجينات والفحص الجيني:** إذا كنت تعانين من تاريخ عائلي قوي للإصابة بسرطان الثدي، قد ترغبين في استشارة طبيبك حول الفحص الجيني للطفرات الوراثية مثل BRCA1 و BRCA2. في بعض الحالات، يمكن أن تُتخذ خطوات وقائية مثل الجراحة الوقائية.

**التوعية والاطلاع:** الوعي بعوامل الخطر وأعراض سرطان الثدي يمكن أن يساعد في اتخاذ قرارات صحية مبكرة.

### 5.2.3 المشاهدات الحقيقية (Real Data)

تم أخذ بيانات عن النساء المصابات بسرطان الثدي بواقع (100) مريضة لسنوات 2022-2023 والتي تمثل المدة الزمنية (بالشهر) التي ترقد فيها المريضة من بداية اخذ العلاج الكيمياوي ولغاية انخفاض حجم الورم السرطاني والجدول(7-3) يبين المشاهدات الحقيقة.

جدول (7-3) اوقات البقاء للنساء المصابات بسرطان الثدي من بداية اخذ العلاج الكيمياوي ولغاية انخفاض حجم الورم السرطاني

| I | X <sub>i</sub> |
|---|----------------|
| 1 | 6.86376        |
| 2 | 6.53498        |
| 3 | 6.25326        |
| 4 | 5.79312        |
| 5 | 5.69637        |

|    |         |
|----|---------|
| 6  | 5.30105 |
| 7  | 4.89146 |
| 8  | 4.83033 |
| 9  | 4.66024 |
| 10 | 4.60625 |
| 11 | 4.06958 |
| 12 | 4.06046 |
| 13 | 3.83507 |
| 14 | 3.49530 |
| 15 | 3.44291 |
| 16 | 3.40341 |
| 17 | 3.39985 |
| 18 | 3.21956 |
| 19 | 3.16785 |
| 20 | 3.16252 |
| 21 | 3.03055 |
| 22 | 3.03032 |
| 23 | 2.98965 |

|    |         |
|----|---------|
| 24 | 2.98251 |
| 25 | 2.75786 |
| 26 | 2.73058 |
| 27 | 2.63147 |
| 28 | 2.33730 |
| 29 | 2.32167 |
| 30 | 2.12309 |
| 31 | 2.09460 |
| 32 | 2.08681 |
| 33 | 1.96496 |
| 34 | 1.94601 |
| 35 | 1.84252 |
| 36 | 1.73359 |
| 37 | 1.71231 |
| 38 | 1.59639 |
| 39 | 1.58377 |
| 40 | 1.54586 |
| 41 | 1.50381 |

|    |         |
|----|---------|
| 42 | 1.44001 |
| 43 | 1.42985 |
| 44 | 1.42062 |
| 45 | 1.35008 |
| 46 | 1.34376 |
| 47 | 1.33415 |
| 48 | 1.19904 |
| 49 | 1.19764 |
| 50 | 1.18401 |
| 51 | 1.16923 |
| 52 | 1.14490 |
| 53 | 1.12920 |
| 54 | 1.08005 |
| 55 | 1.03473 |
| 56 | 1.02769 |
| 57 | 1.02093 |
| 58 | 0.98774 |
| 59 | 0.92168 |

|    |         |
|----|---------|
| 60 | 0.91927 |
| 61 | 0.87131 |
| 62 | 0.86450 |
| 63 | 0.82413 |
| 64 | 0.74565 |
| 65 | 0.73157 |
| 66 | 0.70287 |
| 67 | 0.61251 |
| 68 | 0.61026 |
| 69 | 0.60186 |
| 70 | 0.55333 |
| 71 | 0.54875 |
| 72 | 0.54865 |
| 73 | 0.53518 |
| 74 | 0.52007 |
| 75 | 0.41886 |
| 76 | 0.40646 |
| 77 | 0.40548 |

|    |         |
|----|---------|
| 78 | 0.40141 |
| 79 | 0.37023 |
| 80 | 0.36220 |
| 81 | 0.33064 |
| 82 | 0.31457 |
| 83 | 0.31320 |
| 84 | 0.29252 |
| 85 | 0.28307 |
| 86 | 0.26322 |
| 87 | 0.23577 |
| 88 | 0.22556 |
| 89 | 0.20286 |
| 90 | 0.17643 |
| 91 | 0.17509 |
| 92 | 0.16921 |
| 93 | 0.16280 |
| 94 | 0.15801 |
| 95 | 0.12328 |

|     |         |
|-----|---------|
| 96  | 0.11157 |
| 97  | 0.10186 |
| 98  | 0.08795 |
| 99  | 0.03105 |
| 100 | 0.00929 |

### 6.2.3 اختبار ملائمة المشاهدات Data Fitting

للتأكد من ان المشاهدات في جدول (4.1) تبع التوزيع المقترن الجديد (EILE) تم استعمال اختبار Chi-square لحسن المطابقة وبموجب الفرضية الآتية:

$H_0$ : The data EILIE

$H_1$ : The data dont have EILIE

ولاختبار هذه الفرضية الاحصائية سيتم احتساب قيمة احصاء  $\chi^2$  وحسب الصيغة الآتية:

$$\chi_c^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}$$

... (3-6)

حيث تم احتساب احصاء حسن المطابقة  $\chi_c^2$  وذلك باستعمال الدالة (chi2gof) في برنامج (MatLab) ، وكانت نتائج الاختبار كما في جدول (4.2) :

جدول (3.8) نتائج اختبار ملائمة المشاهدات

| Distribution    | $\chi_c^2$ | $\chi_t^2$ | Sig.  | Decision     |
|-----------------|------------|------------|-------|--------------|
| EILIE           | 0.8955     | 7.82       | 0.369 | Accept $H_0$ |
| Real Parameters | 1.5        | 0.1        | 1.5   |              |

|                      |     |     |     |
|----------------------|-----|-----|-----|
| Estimated Parameters | 1.6 | 0.2 | 1.7 |
|----------------------|-----|-----|-----|

نلحظ من جدول (4.3) ان قيمة  $\chi^2_c$  المحسوبة والبالغة (0.8955) اقل من قيمة  $\chi^2_t$  الجدولية والبالغة (7.82) وكانت قيمة Sig=0.369 اكبر من مستوى المعنوية (0.05) وهذا يعني عدم رفض فرضية العدم اي ان المشاهدات الحقيقية تتوزع وفقاً للتوزيع ليندلي ذو المعلمتين الجديد . علماً ان المعلمات المقدرة اقرب ماتكون للمعلمات لافتراضية في تجربة المحاكاة الرابعة.

### 7.2.3 المفاضلة بين التوزيع المقترن وتوزيعاته الاصلية:

تم استعمال معايير المقارنة بين التوزيعات وهي (-2LnL, AIC , AICc, BIC, HQIC) للمقارنة بين التوزيعات المستعملة وهي التوزيع الاسي (EXP) ، والتوزيع معكوس الاسي (IEXPO) ، والتوزيع معكوس ليندلي (ILD) والتوزيع المعكوس الاسي - معكوس ليندلي - الاسي المقترن (EILIE) وكانت النتائج في جدول (4.3)

جدول (3.9) نتائج اختبارات المقارنة ودقة التوزيعات

| Distribution | -2LnL   | AIC     | AIC c   | BIC     | HQIC    |
|--------------|---------|---------|---------|---------|---------|
| EXP          | 126.446 | 126.555 | 126.611 | 126.675 | 110.799 |
| IEXPO        | 122.456 | 123.566 | 123.597 | 123.678 | 17.732  |
| ILD          | 115.467 | 115.444 | 115.675 | 115.785 | 100.678 |
| EILIE        | 88.6531 | 88.690  | 88.841  | 88.749  | 88.890  |

نلحظ من جدول (3.9) بان معايير الاختبارات الخاصة كانت اقل عند التوزيع (FEILIE) المقترن مما

يدل على ان هذا التوزيع اكثراً ملائمة للبيانات الحقيقية. ونلاحظ ايضاً ان التوزيع المعكوس الاسي

اكثر ملائمة للبيانات الحقيقية من التوزيع الاسي.

### 8.2.3 تضبيب المشاهدات:

تم تحويل المشاهدات الاصلية  $\underline{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)'$  الى الضبابية من خلال ايجاد درجة

الانتماء المقابلة لكل مشاهدة من مشاهدات متوجه العينة التقليدي الحقيقي باستعمال دالة انتماء شبه

منحرفة وكما يأتي:

$$\mu_A(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } t < a \\ \frac{t-a}{b-a} & \text{if } a \leq t \leq b \\ 1 & \text{if } t > b \end{cases}$$

... (3-7)

إذ أن  $a=0.000929$  تمثل أقل قيمة من قيم مشاهدات العينة التقليدي و  $b=6.8$  تمثل اكبر قيمة من

قيم مشاهدات متوجه العينة التقليدي والذي ينتج لدينا متوجه عينة ضبابي  $\tilde{\underline{t}} = \tilde{t}_1, \tilde{t}_2, \dots, \tilde{t}_n$  يتضمن

كل مشاهدة ودرجة انتماءها المقابلة وكالآتي:

جدول (3.10) المشاهدات الحقيقية ودرجة انتماء كل مشاهدة

| I | xi      | Membership Degree |
|---|---------|-------------------|
| 1 | 6.86376 | 1.00000           |
| 2 | 6.53498 | 0.95204           |
| 3 | 6.25326 | 0.91093           |

|    |         |         |
|----|---------|---------|
| 4  | 5.79312 | 0.84380 |
| 5  | 5.69637 | 0.82969 |
| 6  | 5.30105 | 0.77202 |
| 7  | 4.89146 | 0.71226 |
| 8  | 4.83033 | 0.70334 |
| 9  | 4.66024 | 0.67853 |
| 10 | 4.60625 | 0.67065 |
| 11 | 4.06958 | 0.59236 |
| 12 | 4.06046 | 0.59103 |
| 13 | 3.83507 | 0.55814 |
| 14 | 3.49530 | 0.50857 |
| 15 | 3.44291 | 0.50093 |
| 16 | 3.40341 | 0.49517 |
| 17 | 3.39985 | 0.49465 |
| 18 | 3.21956 | 0.46835 |
| 19 | 3.16785 | 0.46080 |
| 20 | 3.16252 | 0.46003 |
| 21 | 3.03055 | 0.44077 |

|    |         |         |
|----|---------|---------|
| 22 | 3.03032 | 0.44074 |
| 23 | 2.98965 | 0.43481 |
| 24 | 2.98251 | 0.43376 |
| 25 | 2.75786 | 0.40099 |
| 26 | 2.73058 | 0.39701 |
| 27 | 2.63147 | 0.38255 |
| 28 | 2.33730 | 0.33963 |
| 29 | 2.32167 | 0.33735 |
| 30 | 2.12309 | 0.30838 |
| 31 | 2.09460 | 0.30423 |
| 32 | 2.08681 | 0.30309 |
| 33 | 1.96496 | 0.28531 |
| 34 | 1.94601 | 0.28255 |
| 35 | 1.84252 | 0.26745 |
| 36 | 1.73359 | 0.25156 |
| 37 | 1.71231 | 0.24845 |
| 38 | 1.59639 | 0.23154 |
| 39 | 1.58377 | 0.22970 |

|    |         |         |
|----|---------|---------|
| 40 | 1.54586 | 0.22417 |
| 41 | 1.50381 | 0.21804 |
| 42 | 1.44001 | 0.20873 |
| 43 | 1.42985 | 0.20725 |
| 44 | 1.42062 | 0.20590 |
| 45 | 1.35008 | 0.19561 |
| 46 | 1.34376 | 0.19469 |
| 47 | 1.33415 | 0.19328 |
| 48 | 1.19904 | 0.17357 |
| 49 | 1.19764 | 0.17337 |
| 50 | 1.18401 | 0.17138 |
| 51 | 1.16923 | 0.16922 |
| 52 | 1.14490 | 0.16567 |
| 53 | 1.12920 | 0.16338 |
| 54 | 1.08005 | 0.15621 |
| 55 | 1.03473 | 0.14960 |
| 56 | 1.02769 | 0.14857 |
| 57 | 1.02093 | 0.14759 |

|    |         |         |
|----|---------|---------|
| 58 | 0.98774 | 0.14275 |
| 59 | 0.92168 | 0.13311 |
| 60 | 0.91927 | 0.13276 |
| 61 | 0.87131 | 0.12576 |
| 62 | 0.86450 | 0.12477 |
| 63 | 0.82413 | 0.11888 |
| 64 | 0.74565 | 0.10743 |
| 65 | 0.73157 | 0.10537 |
| 66 | 0.70287 | 0.10119 |
| 67 | 0.61251 | 0.08800 |
| 68 | 0.61026 | 0.08768 |
| 69 | 0.60186 | 0.08645 |
| 70 | 0.55333 | 0.07937 |
| 71 | 0.54875 | 0.07870 |
| 72 | 0.54865 | 0.07869 |
| 73 | 0.53518 | 0.07672 |
| 74 | 0.52007 | 0.07452 |
| 75 | 0.41886 | 0.05975 |

|    |         |         |
|----|---------|---------|
| 76 | 0.40646 | 0.05794 |
| 77 | 0.40548 | 0.05780 |
| 78 | 0.40141 | 0.05721 |
| 79 | 0.37023 | 0.05266 |
| 80 | 0.36220 | 0.05149 |
| 81 | 0.33064 | 0.04688 |
| 82 | 0.31457 | 0.04454 |
| 83 | 0.31320 | 0.04434 |
| 84 | 0.29252 | 0.04132 |
| 85 | 0.28307 | 0.03994 |
| 86 | 0.26322 | 0.03705 |
| 87 | 0.23577 | 0.03304 |
| 88 | 0.22556 | 0.03155 |
| 89 | 0.20286 | 0.02824 |
| 90 | 0.17643 | 0.02438 |
| 91 | 0.17509 | 0.02419 |
| 92 | 0.16921 | 0.02333 |
| 93 | 0.16280 | 0.02240 |

|     |         |         |
|-----|---------|---------|
| 94  | 0.15801 | 0.02170 |
| 95  | 0.12328 | 0.01663 |
| 96  | 0.11157 | 0.01492 |
| 97  | 0.10186 | 0.01350 |
| 98  | 0.08795 | 0.01148 |
| 99  | 0.03105 | 0.00317 |
| 100 | 0.00929 | 0.00000 |

بعد ذلك يتم الحصول على المجموعة الضبابية عند معاملات القطع  $\tilde{A}_\alpha = \alpha = 0.1$

$\{\tilde{x}_{\tilde{n}}, \tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots\}$  بإختيار العناصر في المجموعة الضبابية التي لها درجة إنتماء أكبر أو تساوي

القطع ، أي أن:

جدول (3-11) مجموعة القطع

| i | $\tilde{A}_\alpha$ |
|---|--------------------|
| 1 | 6.8                |
| 2 | 6.5                |
| 3 | 6.3                |
| 4 | 5.8                |
| 5 | 5.7                |
| 6 | 5.3                |
| 7 | 4.9                |
| 8 | 4.8                |

|    |     |
|----|-----|
| 9  | 4.7 |
| 10 | 4.6 |
| 11 | 4.1 |
| 12 | 4.1 |
| 13 | 3.8 |
| 14 | 3.5 |
| 15 | 3.4 |
| 16 | 3.4 |
| 17 | 3.4 |
| 18 | 3.2 |
| 19 | 3.2 |
| 20 | 3.2 |
| 21 | 3.0 |
| 22 | 3.0 |
| 23 | 3.0 |
| 24 | 3.0 |
| 25 | 2.8 |
| 26 | 2.7 |
| 27 | 2.6 |
| 28 | 2.3 |
| 29 | 2.3 |
| 30 | 2.1 |
| 31 | 2.1 |
| 32 | 2.1 |
| 33 | 2.0 |
| 34 | 1.9 |
| 35 | 1.8 |
| 36 | 1.7 |
| 37 | 1.7 |

|    |     |
|----|-----|
| 38 | 1.6 |
| 39 | 1.6 |
| 40 | 1.5 |
| 41 | 1.5 |
| 42 | 1.4 |
| 43 | 1.4 |
| 44 | 1.4 |
| 45 | 1.4 |
| 46 | 1.3 |
| 47 | 1.3 |
| 48 | 1.2 |
| 49 | 1.2 |
| 50 | 1.2 |
| 51 | 1.2 |
| 52 | 1.1 |
| 53 | 1.1 |
| 54 | 1.1 |

### 9.2.3 تحليل المشاهدات (Data analyzing)

لتحليل عينة المشاهدات الحقيقية في تقدير معلمات التوزيع المقترن وتطبيقاتها على المشاهدات

الحقيقية، والجدول (3.12) يوضح تقديرات دالة الكثافة الاحتمالية ودالة الكثافة الاحتمالية التجميعية

ودالة المعلوية للتوزيع المقترن بطريقة اعظم مسافة متباينة والتي اظهرت تفوقها على طريقة الامكان

الاعظم في تجارب المحاكاة.

جدول (3.12) يبين نتائج تحليل المشاهدات الحقيقة عند طريقة اعظم مسافة متباينة

| f_real   | f_MPS    | F_real   | F_MPS    | R_real   | R_MPS    |
|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 0.469697 | 0.337359 | 0.060606 | 0.039263 | 0.939394 | 0.960737 |
| 0.469486 | 0.337485 | 0.061029 | 0.039566 | 0.938971 | 0.960434 |
| 0.455667 | 0.342905 | 0.088666 | 0.059919 | 0.911334 | 0.940081 |
| 0.455001 | 0.343055 | 0.089999 | 0.060923 | 0.910001 | 0.939077 |
| 0.454827 | 0.343093 | 0.090347 | 0.061185 | 0.909653 | 0.938815 |
| 0.445129 | 0.344404 | 0.109742 | 0.076008 | 0.890258 | 0.923992 |
| 0.445069 | 0.344407 | 0.109862 | 0.0761   | 0.890138 | 0.9239   |
| 0.413698 | 0.341318 | 0.172605 | 0.126328 | 0.827395 | 0.873672 |
| 0.389367 | 0.334117 | 0.221266 | 0.167296 | 0.778734 | 0.832704 |
| 0.385057 | 0.332529 | 0.229886 | 0.174717 | 0.770114 | 0.825283 |
| 0.381535 | 0.331172 | 0.23693  | 0.180816 | 0.76307  | 0.819184 |
| 0.372369 | 0.327398 | 0.255262 | 0.196832 | 0.744738 | 0.803168 |
| 0.372315 | 0.327375 | 0.25537  | 0.196927 | 0.74463  | 0.803073 |
| 0.365058 | 0.324156 | 0.269884 | 0.209751 | 0.730116 | 0.790249 |
| 0.360562 | 0.322066 | 0.278876 | 0.217759 | 0.721124 | 0.782241 |
| 0.354271 | 0.319025 | 0.291457 | 0.229044 | 0.708543 | 0.770956 |
| 0.34407  | 0.313821 | 0.31186  | 0.247535 | 0.68814  | 0.752465 |
| 0.341083 | 0.312237 | 0.317833 | 0.252993 | 0.682167 | 0.747007 |
| 0.339529 | 0.311402 | 0.320941 | 0.255841 | 0.679059 | 0.744159 |
| 0.298078 | 0.28669  | 0.403843 | 0.333743 | 0.596157 | 0.666257 |

|          |          |          |          |          |          |
|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 0.273896 | 0.270323 | 0.452207 | 0.38087  | 0.547793 | 0.61913  |
| 0.247    | 0.250609 | 0.505999 | 0.434704 | 0.494001 | 0.565296 |
| 0.244296 | 0.248543 | 0.511409 | 0.4402   | 0.488591 | 0.5598   |
| 0.237681 | 0.243427 | 0.524637 | 0.453704 | 0.475363 | 0.546296 |
| 0.23532  | 0.241579 | 0.52936  | 0.458546 | 0.47064  | 0.541454 |
| 0.221722 | 0.230719 | 0.556556 | 0.486655 | 0.443444 | 0.513345 |
| 0.211973 | 0.222706 | 0.576053 | 0.507042 | 0.423947 | 0.492958 |
| 0.207679 | 0.219117 | 0.584641 | 0.516084 | 0.415359 | 0.483916 |
| 0.207641 | 0.219085 | 0.584719 | 0.516165 | 0.415281 | 0.483835 |
| 0.199869 | 0.212497 | 0.600262 | 0.532628 | 0.399738 | 0.467372 |
| 0.18987  | 0.203848 | 0.62026  | 0.553994 | 0.37974  | 0.446006 |
| 0.180362 | 0.195443 | 0.639276 | 0.574505 | 0.360724 | 0.425495 |
| 0.150183 | 0.167597 | 0.699634 | 0.64088  | 0.300366 | 0.35912  |
| 0.144796 | 0.162437 | 0.710409 | 0.652936 | 0.289591 | 0.347064 |
| 0.137409 | 0.155269 | 0.725182 | 0.66957  | 0.274818 | 0.33043  |
| 0.137156 | 0.155022 | 0.725688 | 0.670141 | 0.274312 | 0.329859 |
| 0.126691 | 0.144674 | 0.746617 | 0.693919 | 0.253383 | 0.306081 |
| 0.123886 | 0.141862 | 0.752228 | 0.700335 | 0.247772 | 0.299665 |
| 0.105486 | 0.123014 | 0.789029 | 0.742861 | 0.210971 | 0.257139 |
| 0.094686 | 0.111617 | 0.810628 | 0.768186 | 0.189372 | 0.231814 |
| 0.085009 | 0.101187 | 0.829982 | 0.791112 | 0.170018 | 0.208888 |

|          |          |          |          |          |          |
|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 0.081472 | 0.097323 | 0.837056 | 0.799547 | 0.162944 | 0.200453 |
| 0.080872 | 0.096665 | 0.838256 | 0.80098  | 0.161744 | 0.19902  |
| 0.076814 | 0.09219  | 0.846373 | 0.810703 | 0.153627 | 0.189297 |
| 0.074821 | 0.089979 | 0.850357 | 0.815489 | 0.149643 | 0.184511 |
| 0.070715 | 0.085393 | 0.858571 | 0.825387 | 0.141429 | 0.174613 |
| 0.07062  | 0.085287 | 0.858759 | 0.825614 | 0.141241 | 0.174386 |
| 0.044466 | 0.0551   | 0.911067 | 0.889614 | 0.088933 | 0.110386 |
| 0.044176 | 0.054755 | 0.911647 | 0.890333 | 0.088353 | 0.109667 |
| 0.025946 | 0.032631 | 0.948109 | 0.93588  | 0.051891 | 0.06412  |
| 0.021327 | 0.026878 | 0.957345 | 0.94751  | 0.042655 | 0.05249  |
| 0.014462 | 0.018218 | 0.971075 | 0.964818 | 0.028925 | 0.035182 |
| 0.013674 | 0.017216 | 0.972651 | 0.966802 | 0.027349 | 0.033198 |
| 0.00578  | 0.007126 | 0.988439 | 0.986539 | 0.011561 | 0.013461 |

يظهر الجدول (3-12) النتائج التي تم الحصول عليها من المشاهدات الحقيقية اذ ان

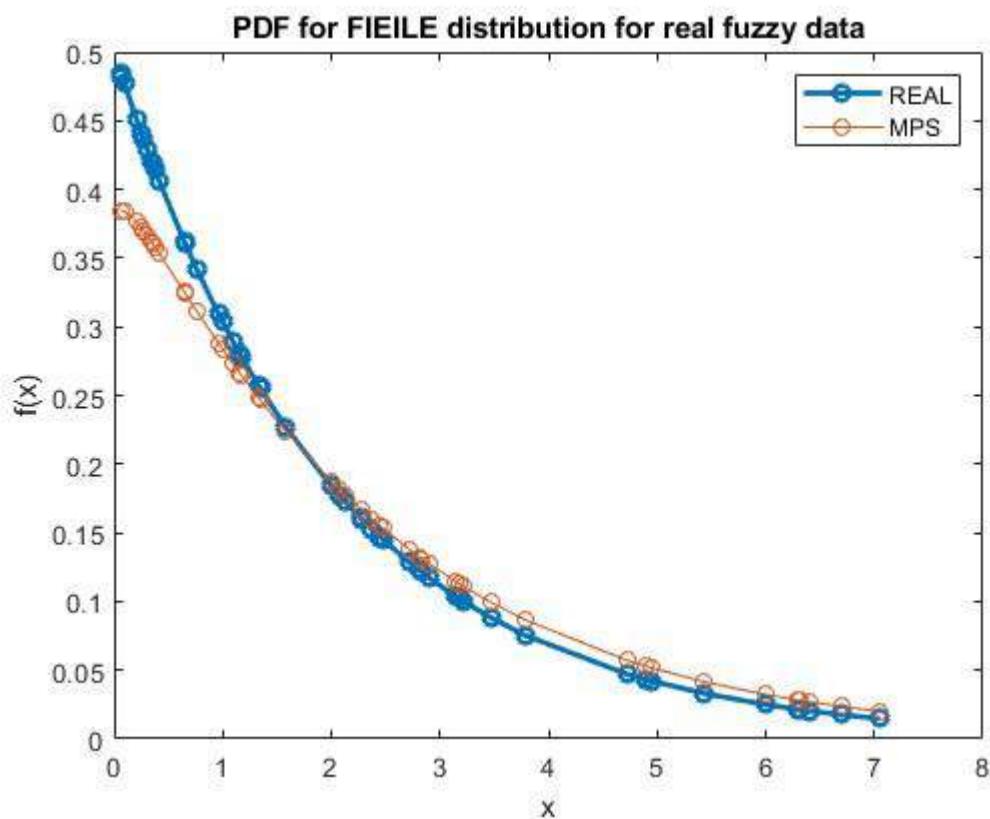
تقديرات طريقة اعظم مسافة متباينة كانت متناسبة مع القيم الحقيقة لكل من دوال ( الكثافة الاحتمالية

- الكثافة التجميعية - المعلولية) اذ ان القيم المقدرة بموجب هذه الطريقة اقرب ماتكون للقيم الحقيقة

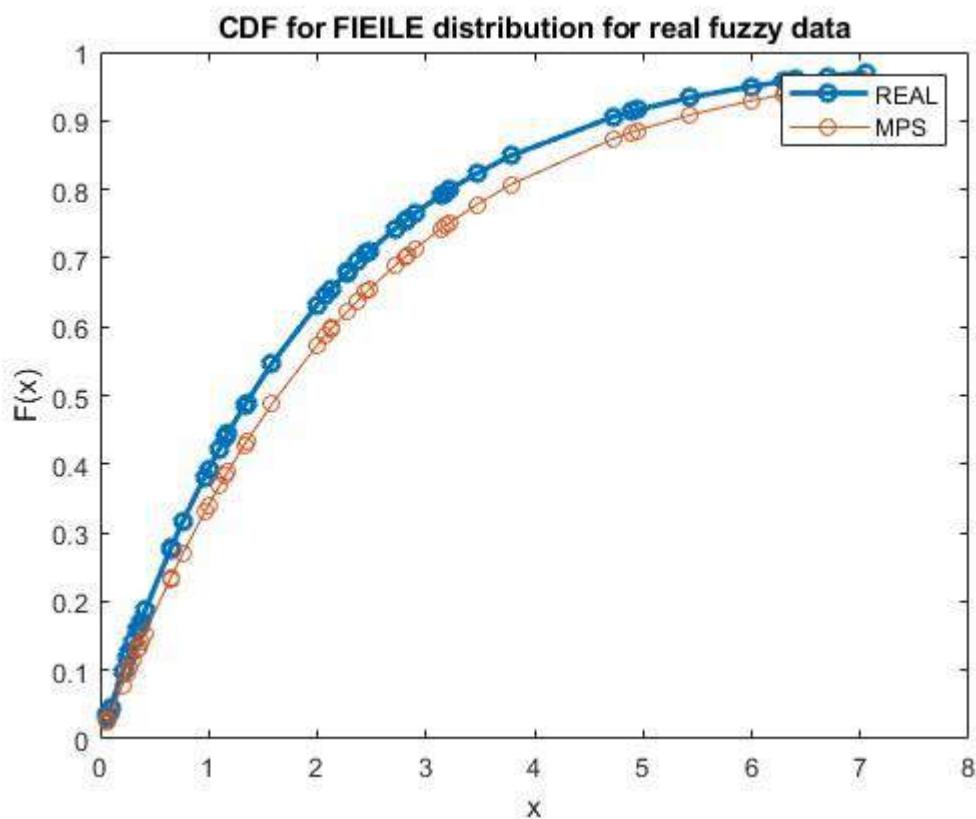
للتوزيع معكوس الاسي - معكوس ليندلي - الاسي الضبابي المقترن . ونلاحظ انه عندما يكون وقت

البقاء ستة اشهر وثمانية ايام فان احتمال انخفاض الورم يكون ( 96 % ) . وعندما تكون مدة بقاء

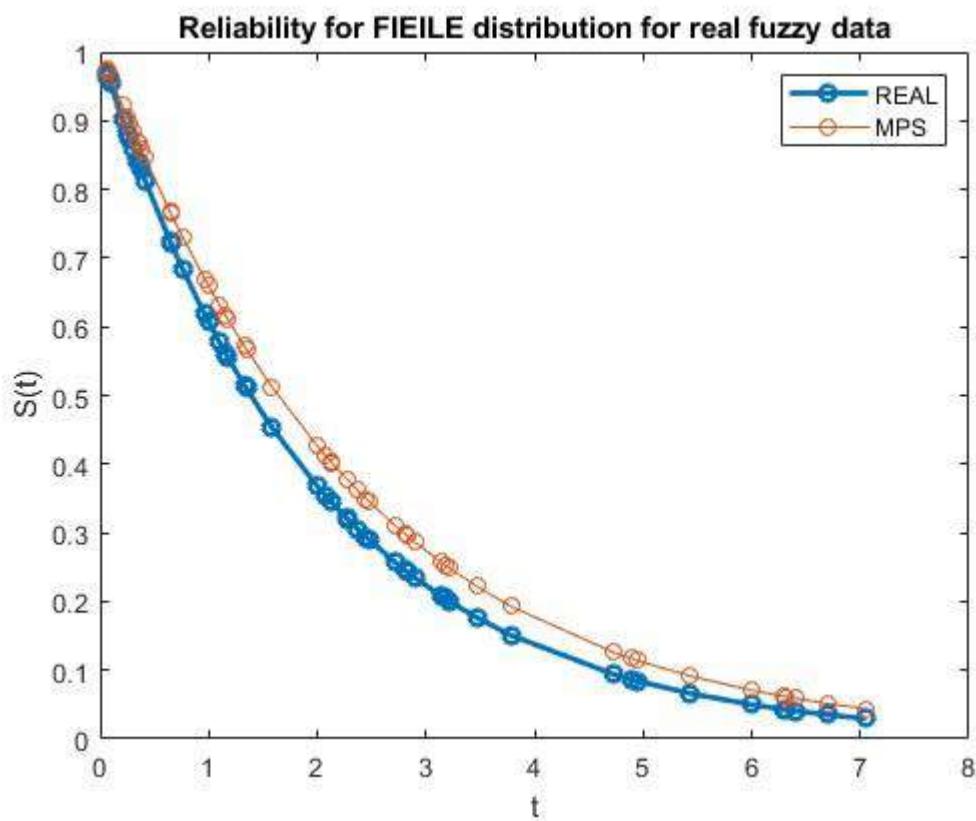
المريضية شهر وعشرة ايام فن احتمال انخفاض الورم بلغ ( 1.3 % ).



شكل (3-21) منحنى دالة الكثافة الاحتمالية للتوزيع المقترن والمقدر بطريقة اعظم مسافة متباعدة



شكل (3-22) منحنى دالة الكثافة الاحتمالية التجمييعية للتوزيع المقترن والمقدر بطريقة اعظم مسافة متباعدة



شكل (3-23) منحنى دالة البقاء للتوزيع المقترن والمقدر بطريقة اعظم مسافة متباينة

## **الفصل الرابع**

**الاستنتاجات والتوصيات**

## 4.1 الاستنتاجات (Conclusions)

من خلال ما تم التوصل اليه في الجانبين التجريبي والتطبيقي تم التوصل الى الاستنتاجات الآتية:

- 1- التوزيع المقترن اكثراً ملائمة للبيانات المتناقضة برتابة وهذا ما اظهرته منحنيات التوزيع في تجارب المحاكاة .
- 2- كلما زاد القطاع في المجموعة الضبابية قلت العناصر التي لها درجة انتماء اقل او تساوي القطاع وزيادة دقة التقدير .
- 3- كلما زاد القطاع كانت طريقة اعظم مسافة متباude هي الافضل من طريقة الامكان الاعظم كون ان القطاع يؤدي الى تقليل حجم العينة .
- 4- حققت طريقة الامكان الاعظم فضالية عند القطاع 0.1 باقل معدل متوسط مربعات خطأ .
- 5- حققت طريقة اعظم مسافة متباude افضلية عند معاملات القطاع = 0.3, 0.5, 0.7
- 6- حققت طريقة اعظم مسافة متباude افضلية على طريقة الامكان الاعظم بنسبة (70%) بعدد مرات افضلية (14) مرة بينما حققت طريقة الامكان الاعظم نسبة (30%) بعدد مرات افضلية (6) مرات.
- 7- للبيانات الحقيقية كانت تقديرات طريقة (MPS) متناقسة مع القيم الحقيقية لكل من دول (الكثافة الاحتمالية - الكثافة التجميعية - المعلولية) اذ ان القيم المقدرة بموجب هذه الطريقة اقرب ماتكون القيم الحقيقية للتوزيع معکوس الاسی- معکوس لیندلی - الاسی الضبابي المقترن . ونلاحظ انه عندما يكون وقت البقاء ستة اشهر وثمانية ايام فان احتمال انخفاض الورم يكون (96%). وعندما تكون مدة بقاء المريضية شهر وعشرة ايام فن احتمال انخفاض الورم بلغ (1.3%)

## 4.2 التوصيات (Recommendations)

بناءً على ما تم التوصل إليه من استنتاجات نوصي بالآتي:

- 1- إجراء دراسات محاكاة إضافية باستعمال مجموعات بيانات متنوعة لاختبار فعالية التوزيع المقترن والطرق المستخدمة. هذا قد يشمل بيانات من مجالات مختلفة مثل الهندسة، الطب، أو الاقتصاد.
- 2- دراسة تأثير التغيير في معايير الضبابية وقيم القطع على دقة التقدير وتحديد الحدود المثلث لاستعمال كل منها.
- 2- نوصي بتطبيق التوزيع المقترن وطرق التقدير المرافقة له في مجالات جديدة مثل التنبؤ بالمخاطر المالية، وتحليل الموثوقية في الهندسة، وتحليل بقاء المرضى في الطب، لرؤية كيف يمكن الاستفادة من هذه الطرق في هذه السياقات.
- 3- إجراء دراسات موسعة على المشاهدات السريرية لتطبيق النتائج التي تم التوصل إليها، بما في ذلك تحليل تأثير الزمن على توقعات بقاء المريض واستعمال هذه التقديرات في تحسين استراتيجيات العلاج.
- 4- متابعة التطورات التكنولوجية في مجال التحليل الضبابي وتعلم الآلة، واستكشاف كيفية دمج هذه التقنيات مع التوزيعات المقترنة لتعزيز دقة التقدير وتقديم توصيات دقيقة في الوقت الحقيقي.
- 5- استعمال طائق الذكاء الاصطناعي لتقدير معلمات التوزيع المقترن كالشبكات العصبية الاصطناعية.

# **المصادر**

**اولاً: المصادر العربية :**

1. آوجي ، زينة يازع عبد القادر ، (2009) ، " مقدرات بييز لدالة المغولية الضبابية للتوزيع الأسوي باستعمال المحاكاة مع تطبيقها على الشركة العامة للصناعات الكهربائية " ، اطروحة دكتوراه ، قسم الاحصاء ، كلية الإدارة والاقتصاد ، جامعة بغداد.
2. علي ، بشار خالد ، (2022) ، " طريقة بيزيية ضبابية حصينة عامة للتوزيعات الاحتمالية " ، اطروحة دكتوراه ، جامعة كربلاء- كلية الادارة والاقتصاد .
3. علي ، بشار خالد، (2018)، "اختيار افضل تقدير للمغولية الضبابية للتوزيع فريجت " ، رسالة ماجستير، جامعة كربلاء ، كلية الادارة والاقتصاد.
4. نصر الله ، نعمة وهاب، علي ، بشار خالد ، "طريقة بييز لتقدير المغولية الضبابية للتوزيع فريجت باستعمال المحاكاة" ، المجلة العراقية للعلوم الادارية، المجلد (14) ، العدد (58).

**ثانياً: المصادر الأجنبية :**

5. A.Ganaie , Rashid; A. Rather, V.Aafaq , : Weighted new quasi Lindley distribution with Properties and Applications", Journal of Xi'an University of Architecture & Technology Volume XII, Issue II, Issn No : 1006-7930. (2020)
6. A.Ibrahim, Nathier & A. Mohammed, Hussein, (2017), "Parameters and Reliability Estimation for the Fuzzy Exponential Distribution", American Journal of Mathematics and Statistics, 7(4): 143-151
7. Ali , Bashar Khalid; Neamah , Mahdi Wahhab, (2022), " New Robust Fuzzy Informative Standard Bayes Estimator for Exponential Distribution",
8. AL-Sabbah, Shrook.A.S.; Qasim , Bahaa Abdul Razaq; Shareef, Ashraf Mohammed, (2021), " Useing the Hierarchical Cluster Analysis and Fuzzy Cluster Analysis Methods for Classification of Some

Hospitals in Basra ", Open AccessBaghdad Science JournalP-ISSN: 2078-8665Published Online First: April 20212021, 18(4): 1212-1217E-ISSN: 2411-7986

9. Alzaatreh, A., Lee, C., Famoye, F.: A new method for generating families of continuous distributions. METRON. 71(1), 63–79 (2013)
10. Alzaatreh, A., Lee, C., Famoye, F.: T-normal family of distributions: A new approach to generalize the normal distribution. J. Stat. Distrib. Appl. 1(16), 1–18 (2014)
11. Alzaghal, A., Famoye, F., Lee, C.: Exponentiated T-X family of distributions with some applications. Int. J. Stat. Probab. 2(3), 31–49 (2013)
12. Alzaghal, A., Hamed, D.: New families of generalized Lomax distributions: Properties and applications. Int. J. Stat. Probab. 8(6), 51–68 (2019).
13. Bantan, Rashad, S. Hassan, Amal & Elsehetry, Mahmoud : Generalized Marshall Olkin Inverse Lindley Distribution with Applications, CMC. doi:10.32604/cmc.2020.010887 .
14. Bensid & H.Zeghdoudi: On the Lindley family distribution: quantile function, limiting distributions of sample minima and maxima and entropies, BSG\_ Proceedings, c Balkan Society of Geometers, Geometry Balkan Press, pp. 1-18. Vol. 24, (2017)
15. C. S. Rajitha, ·A Akhilnath, : Generalization of the Lindley distribution with application to COVID-19 data, International Journal of Data Science .<https://doi.org/10.1007/s41060-022-00369-2>,(2022)
16. Chaturvedi, A., Singh, D. S. K., & Singh, D. U. (2023). Maximum Product Spacings Estimator for Fuzzy Data Using Inverse Lindley

- Distribution. Austrian Journal of Statistics, 52(2), 86–103.  
<https://doi.org/10.17713/ajs.v52i2.1395>.
17. De Barros, Laécio Carvalho, Bassanezi, Rodney Carlos, Lodwick , Weldon Alexander, (2017), "A First Course in Fuzzy Logic, Fuzzy Dynamical Systems, and Biomathematics-Theory and Applications", © Springer-Verlag Berlin Heidelberg, ISSN 1434-9922 ISSN 1860-0808 (electronic), Studies in Fuzziness and Soft Computing , ISBN 978-3-662-53322-2 ISBN 978-3-662-53324-6 (eBook), DOI 10.1007/978-3-662-53324-6
18. Dey, S., Nassar, M., Kumar, D.: Alpha power transformed inverse Lindley distribution: A distribution with an upside-down bathtub-shaped hazard function. *J. Comput. Appl. Math.* 384, 130–145 (2019)
19. E. Ghitany, F. Alqallaf, D.K. Al-Mutairi, H.A. Husain : A two-parameter weighted Lindley distribution and its applications to survival data, *Mathematics and Computers in Simulation* 1190–1201, 81 (2011)
20. Ehm , Werner , Tilmann Gneiting, Alexander Jordan, Fabian Krüger, (2016), " Of Quantiles and Expectiles: Consistent Scoring Functions, Choquet Representations, and Forecast Rankings", Submitted on 27 Mar 2015 (v1), last revised 17 Apr 2015 (this version, v2)]
21. Eissa, Fatehi Yahya, Sonar , Chhaya Dhanraj : Alpha Power Transformed Extended power Lindley Distribution, *Journal of Statistical Theory and Applications* 22:1–18  
<https://doi.org/10.1007/s44199-022-00051-3>, (2023)
22. Elbatal, I., Merovci, F., Elgarhy, M.: A New Generalized Lindley Distribution. *J. Math. Theory Model.* 3(13), 30–47 (2013)
23. Eraikhuemen, Innocent Boyle, Asongo, Abraham Iorkaa , Umar , Adamu Abubakar, & Ibrahim , Isa Abubakar : Estimation of a Shape Parameter of a Gompertz-lindley Distribution Using Bayesian and Maximum Likelihood Methods, *Journal of Scientific Research and*

Reports Volume 29, Issue 10, Page 85-98, Article no.JSRR.72156  
ISSN: 2320-0227, (2023)

- 24.Garg , Harish , Sharma, S.P. & Rani ,Monica, (2013)," Weibull fuzzy probability distribution for analyzing the behavior of pulping unit in a paper industry" . Int. J. Industrial and Systems Engineering, Vol. 14, No. 4 , pp 395-413
- 25.Guptha , Rajitha Chammalakkalam Sankarankutty , Maruthan, Sakthivel Kandasamy: A New Generalization of Power Lindley Distribution and Its Applications, Thailand Statistician; 21(1): 196-208, <http://statassoc.or>.(2023)
- 26.H. B. Yadav, D. K. Yadav, A Fuzzy Logic Approach for Multistage Defects Density Analysis of Software, Advances in intelligent system and computing, 336:123–136, 2015
- 27.H. Torabi , M. Falahati-Naeini & N.H. Montazeri: An Extended Generalized Lindley Distribution and Its Applications to Lifetime Data, Statistical Research and Training Center, J. Statist. Res. Iran 11: 203–222(2014)
- 28.JOURNAL OF ALGEBRAIC STATISTICS Volume 13, No. 1, 2022, p. 431-442 <https://publishoa.com> ISSN: 1309-3452
- 29.Kitani, M., Murakami, H., & Hashiguchi, H. (2023). The distribution of the sum of independent and non identically generalized Lindley random variables. Communications in Statistics - Theory and Methods, 52(8), 2597-2609. <https://doi.org/10.1080/03610926.2021.1955387>
- 30.Kumar , C. Satheesh ; Jose, Rosmi :On Double Lindley Distribution and Some of its Properties , American Journal of Mathematical and Management Sciences, 1-21. , (2019)

- 31.Md. Farooq Hasan, Md. Abdus Sobhan,(2020), " Describing Fuzzy Membership Function and Detecting the Outlier by Using Five Number Summary of Data ", American Journal of Computational Mathematics, 2020, 10, 410-424 <https://www.scirp.org/journal/ajcm> ISSN Online: 2161-1211 ISSN Print: 2161-1203
- 32.Neamah, Mahdi Wahhab, Ali , Bashar Khalid, (2020), " Fuzzy reliability estimation for Frechet distribution by using simulation", Periodicals of Engineering and Natural Sciences ISSN 2303-4521 Vol. 8, No. 2, June 2020, pp.632-646
- 33.Okagbue, Hilary I., Member, IAENG, Pelumi E. Oguntunde, Abiodun A. Opanuga and Sheila A. Bishop: One and Two-parameters Lindley Distributions: Ordinary Differential Equations, Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science 2018 Vol I WCECS 2018, October 23-25, San Francisco, USA, (2018)
- 34.Oluyede, B., Yang, T.: A new class of generalized Lindley distributions with applications. J. Stat. Comput. Simul. 85(10), 2072–2100 (2015)
- 35.P. Feiffer, Paul : APPLIED PROBABILITY , (OER) LibreTexts Project (<https://LibreTexts.org>), Rice University, (2023)
- 36.Pak, Abbas; Ali, Gholam & Saraj, Mansour, (2013), "Inference for the Weibull Distribution Based on Fuzzy Data", Int J Syst Assur Eng Manag, vol.: 36, no. 2, pp. 339 – 358
- 37.Pedro Huidobro<sup>1,3</sup> · Pedro Alonso<sup>2</sup> · Vladimír Janiš<sup>3,4</sup> · Susana Montes , (2022), " Convexity and level sets for interval-valued fuzzy sets ", Fuzzy Optimization and Decision Making (2022) 21:553–580 <https://doi.org/10.1007/s10700-021-09376-7>

- 38.Rama, Shanker , Rahman, Umme Habibah, :A New Two - Parameter Lindley Distribution", Nepal Journal of Mathematical Sciences (NJMS), Vol.1 , (October): 33-42.(2020)
- 39.Ranjbar, Vahid, Eftekharian,Abbas, Kharazmi,Omid, Alizadeh, Morad : Odd log-logistic generalised Lindley distribution with properties and applications, STATISTICS IN TRANSITION new series, Vol. 24, No. 4, pp. 71–92, <https://doi.org/10.59170/stattrans-2023-052> Received – 08.11.2020; accepted – 17.01.(2023)
- 40.Rockafellar, R. Tyrrell; Wets, Roger J.-B. (26 June 2009). Variational Analysis. Grundlehren der mathematischen Wissenschaften. Vol. 317. Berlin New York: Springer Science & Business Media. ISBN 9783642024313. OCLC 883392544.
- 41.Ross, Sheldon M. (2009). *Introduction to probability and statistics for engineers and scientists* (4th ed.). Associated Press. p. 267. ISBN [978-0-12-370483-2](https://doi.org/10.59170/stattrans-2023-052).
42. Rudin, Walter (1976). ""Chapter 1 The Real and Complex Number Systems"". Principles of Mathematical Analysis (print) (3rd ed.). McGraw-Hill. p. 4. ISBN 0-07-054235-X.
- 43.S. N. Sivanandam, S. Sumathi & S. N. Deepa, (2007), "Introduction to Fuzzy Logic using MATLAB", "With 304 Figures and 37 Tables", © Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- 44.Shanker R. and Mishra A. : A two-parameter Lindley distribution, Statistics in Transition New Series, 14(1): 45-56. (2013a)
- 45.Shanker R., Sharma S. and Shanker R., :A two -parameter Lindley distribution for Modeling Waiting and Survival Times Data, Applied Mathematics, 4 (2): 363–368. (2013b)

46. Shanker, R & Sharma, S, :On two parameter Lindley distribution and Its Applications to model Lifetime data, Biometrics & Biostatistics International Journal, Vol. 3, No.1, pp.1-8, (2016).
47. Shanker, R., Kamlesh, K. K., & Fesshaye, H., :A two parameter lindley distribution: Its properties and applications. Biostatistics and Biometrics Open Access Journal, Vol. 1, No.4, pp.85-90, (2017).
48. Shanker, Rama; Ghebretsadik, Amanuel Habte :A new quasi Lindley distribution, International Journal of Statistics and Systems, 8 (2): 143 – 156. (2013)
49. Shebib , Hanaa S. Mohammed ; K. Jaafar, Zahraa; Ali , Bashar K., (2022), " Choose Best Formula for Lindley Distribution for Modeling of Rainfall Data in Iraq in 2020 ", Journal of AL-Rafidain University College for Sciences (2023); Issue 54; 547 - 556 .
50. Tamalika , Chaira , (2019), "Fuzzy Set and Its Extension -The Intuitionistic Fuzzy Set", John Wiley & Sons, Inc.
51. Udoudo, Unyime Patrick & Etuk , Ette Harrison:A New Extension of Quasi Lindley Distribution: Properties and Applications , International Journal of Advanced Statistics and Probability, 7 (2) (2018) 28-41 . (2018)
52. Yadav, Dilip Kumar ; Yadav, Harikesh Bahadur, (2019), " Developing Membership Functions and Fuzzy Rules from Numerical Data for Decision Making ", 16th World Congress of the International Fuzzy Systems Association (IFSA) 9th Conference of the European Society for Fuzzy Logic and Technology (EUSFLAT)
53. Yager, Ronald R (2013). "Pythagorean membership grades in multicriteria decision making". IEEE Transactions on Fuzzy

Systems. 22 (4): 958–

965. doi:10.1109/TFUZZ.2013.2278989. S2CID 37195356.

54. Yia , Yang; Lib, X. Rong; Deqiang Han, (2016), "An improved a-cut approach to transforming fuzzy membership function into basic belief assignment", Chinese Journal of Aeronautics, Volume 29, Issue 4, August, Pages 1042-1051.

55. Zadeh, L., A., (1973), "Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes", IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS, VOL. SMC-3, NO. 1, JANUARY ,pp:28-44.

56. Zakon, Elias (2004). Mathematical Analysis I. Trillia Group. pp. 39–42.

57. El-Monsef, M.M.E.A. and Al-Kzzaz, H.S. (2020) Properties, Inference and Applications of Inverse Power Two-Parameter Weighted Lindley Distribution. Open Journal of Statistics, 10, 889-904

## Abstract

In probability distribution theory, the term "monotonically decreasing" (or monotonically decreasing) data usually refers to a probability distribution function or probability density function that is non-increasing, meaning that it either decreases or remains constant as you move from one point to another in the domain it is defined as. The thesis aimed to generalize the One Parameter Inverse Lindley Distribution for the purpose of expanding the basic distribution properties to fit monotonically descending data using the quantile function principle based on the T-R{Y} distribution class proposed by (Alzaatreh et al., 2014) to generalize the distributions for the purpose of finding the T-IR{Y} distribution class as well as finding a new distribution from this class considering that the distribution of the first variable T follows the inverse exponential distribution with one parameter (Inverse Exponential Distribution) and the variable R has an inverse Lindley distribution with one parameter and the variable Y has an exponential distribution with one parameter, so the resulting expanded distribution is Inverse Exponential- Inverse Lindley- Exponential under the theory of fuzzy sets by converting the resulting distribution to fuzzy based on a formula proposed by (Ali and Nima, 2022) as the resulting distribution is a fuzzy triangular distribution based on the quantile function, which is abbreviated as (FEILIE). The distribution parameters were estimated using the Maximum Likelihood and Maximum Product Spaces methods using Monte-Carlo simulation experiments, as well as applying it to real data to demonstrate the feasibility of the new distribution. The superiority of the (MPS) method over the Maximum Likelihood method was found. The proposed distribution was also applied to a group representing the survival times of women with breast cancer, as the estimates of the (MPS) method were inconsistent with the real values of each of the functions (probability density - clustering density - reliability), as the values estimated by this method are closest to the real values of the proposed inverse exponential - inverse Lindley - fuzzy exponential distribution. We note that when the survival time is six months and eight days, the probability of tumor reduction is (96%). When the patient's survival time is one month and ten days, the probability of tumor reduction is (1.3%).



Republic of Iraq  
Ministry of Higher Education  
And Scientific Research  
University of Karbala  
Faculty of Management  
And Economics  
Department of Statistics  
Graduate Studies



# Estimating the Triple fuzzy distribution based on the Quantile Function

A thesis

Submitted to the council of the college of Administration  
&Economics\ University of Karbala as partial fulfillment of the  
requirements for the Master degree in Statistics Sciences

By

**Shams Najy Elaiwy**

Supervision

**Prof. Dr. Mahdi Wahab Nea'ama**

A.H. 1446

A.D. 2024