



تحليل أنموذج قياس الصفات الكمي لتشخيص تأثير الموروثات الجينية باستعمال طريقة الامكان الاعظم

Analysis of a Quantitative Trait Measurement Model to Diagnose the Effect of Genetic Inheritance using the Max Likelihood Method

ا. د. دكتور عباس لفته كنغير⁽²⁾

حميدة خضر ابراهيم⁽¹⁾

المستخلص : (Abstract)

في هذه الدراسة تم دراسة وتحليل علاقة التأثير المتبادل للمورثات الجينية وإن موضع السمات الكمية (Quantitative Trait Loci Analysis QTL) هو موضع (قسم من الحمض النووي) يرتبط باختلاف سمة الكمية في النمط الظاهري لمجموعة من الكائنات الحية . و بعد تحليل موقع الصفات الكمية (QTL) مع طريقة إحصائية لقياس الكمي للصفات التي تربط نوعين من المعلومات الصفات الظاهرية (Phenotypes) مع الصفات الجينية (Genetic types) التي تستخدم عادة لتحليل الموقع الجيني في مناطق محددة من الكروموسومات التي تتاثر بصورة طبيعية بجين واحد أو أكثر أو بطبعية البيئة (المحيط الخارجي) ويسمى هذا بالتحليل الإحصائي الجيني⁽¹⁾ . (Genetic statistical Analysis)

تم استخدام دالة الامكان الاعظم لتقدير جزء اعادة التركيب r في الكروموسوم التحليل الوراثي Genetic Analysis وفيما بعد تم استخدام اختبارات التباديل Permutation Tests لغرض تقييم فرضية الاختبار. تم عمل اختبار التباديل من خلال تنفيذ (5000) عينة تبادلية ومن ثم حساب الإحصاءه ($-2\log \lambda$) لكل عينة ومن ثم تحديد القيم الحرجة باستعمال الإشكال البيانية للتوزيعات تباديل العينات .

Abstract:

A locus (section of DNA) known as a quantitative trait locus (QTL) corresponds with quantitative trait variance in an organism group's phenotype. It is common practice to utilize quantitative trait loci analysis (QTL), a statistical technique for the quantitative measurement of traits certain chromosomal areas that are naturally influenced by a gene. Genetic statistical analysis is the study of one or more environmental factors, specifically the external environment .

Later on, permutation tests were employed to assess the test hypothesis. In order to perform a permutation test, 5000 exchange samples were used. After computing the statistic ($-2\log \lambda$) for each sample, the critical values were then calculated using the graphical representations of the sample permutation distributions.

1. المقدمة introduction

إن موضع السمات الكمية (Quantitative Trait Loci Analysis QTL) هو موضع (قسم من الحمض النووي) يرتبط باختلاف سمة كمية في النمط الظاهري لمجموعة من الكائنات الحية التي يتم تعبيئها من خلال تحديد العلامات الجزيئية مثل تعدد أشكال النوكليوتيدات المفردة (SNP) أو (Amplified fragment length polymorphism) (AFLP) المرتبطة بسمة ملحوظة في الفرد . غالباً ما تكون خطوة تحديد الجينات الفعلية خطوة مبكرة تسبب اختلاف السمات وتسلسلها.⁽¹⁾

ويمكن تعريف الوراثة بصورة عامة : هو العلم الذي يدرس كل ما يتعلق بالمواد الحية التي تتشكل بين أجيال الكائنات الحية . بعبارة أخرى هو العلم الذي يهتم في أوجه التشابه والاختلاف في الصفات بين الأفراد الذين تربطهم صلة القرابة [9]

2. مشكلة البحث The research problem

إن دراسة موقع الصفات الكمية تهدف لمعرفة تأثير الكروموسوم في نقل الصفات الوراثية وتحسينها، وكذلك معرفة تأثير الإمراض وانتقالها إلى الأجيال القادمة عبر الجينات وتسخدم طريقة الإمكان الأعظم (MLE) لتقدير معلمات (QTL) للحصول على تقديرات معلمات (QTL) للنموذج الجيني ومعرفة أفضل تقدير .

3. هدف البحث Purpose of search

يهدف البحث إلى دراسة وتحليل تأثير أثر موقع الصفات الكمية للموروثات الجينية عبر الأجيال المتعاقبة من خلال صياغة أنموذج إحصائي باستخدام طريقة الامكان الأعظم وتمثل هذا التأثير والذي يتمثل بتأثير الصفات الظاهرية (Phenotypes) والتأثيرات الجينية (Genetic types) ومن ثم إخضاعها للقوانين الإحصائية بغية التحكم أو التنسيق بهذه التأثيرات.

4. فرضية البحث

الكشف عن الترابط بين الواسمات والصفات المظهرية من خلال معامل اعادة التركيب الجزيئي (r) فإذا كان $r = 0.5$ فهذا يعني عدم الترابط بين الواسمات والصفات المظهرية الكمية اي ان متواسطي المجموعتين من الصفات المظهرية يكونان متساوين .

5. الجانب النظري

1.5 المقدمة

بعد تحليل موقع الصفات الكمية (QTL) طريقة إحصائية لقياس الكمي للصفات التي تربط نوعين من المعلومات الصفات الظاهرية (Phenotypes) مع الصفات الجينية (Genetic types) والتي تستخدم عادة لتحليل الموقع الجيني في مناطق محددة من الكروموسومات التي تتأثر بصورة طبيعية بجين واحد أو

أكثـر أو بـطـيـعـةـ الـبـيـئةـ (ـ الـمـحـيـطـ الـخـارـجـيـ) ويـسـمـىـ هـذـاـ بـالـتـحـلـيلـ الـإـحـصـائـيـ الـجـينـيـ⁽¹⁾ (Genetic statistical Analysis)

وـأـنـ مـصـطـلـحـ Quantitative Trait Loci (QTL) يـمـكـنـ تـوـضـيـحـهـ بـالـآـتـيـ :

- Quantitative trait يـرـمزـ لـهـ بـ (Q) تـشـيرـ إـلـىـ التـحـلـيلـ الـتـجـريـبـيـ الـمـنـهـجـيـ لـلـطـواـهـرـ عـنـ طـرـيقـ الـإـحـصـاءـ باـسـتـخدـامـ بـيـانـاتـ كـمـيـةـ وـتـقـنيـاتـ حـاسـيـةـ عـلـىـ هـذـهـ بـيـانـاتـ .
- Trait يـرـمزـ لـهـ بـ (T) ويـمـكـنـ تـعـرـيفـهـ بـأـنـهـ سـمـةـ الـرـبـطـ الـجـينـيـ عـنـدـمـاـ تـكـونـ الـمـورـثـاتـ مـحـكـومـةـ بـجـيـبـيـنـ أـوـ أـكـثـرـ وـتـفـاعـلـهـ مـعـ الـبـيـئةـ أـوـ هـيـ الصـفـةـ الـتـيـ تـمـنـاكـ تـوزـعـ مـسـتـمرـ مـنـ النـوـعـ الـظـاهـرـيـ بـالـعـدـيدـ مـنـ الـجـينـاتـ الدـاخـلـةـ فـيـ الـبـيـئةـ .
- Loci يـرـمزـ لـهـ بـالـرـمـزـ (L) يـمـثـلـ مـنـطـقـةـ مـنـ جـيـنـ وـاحـدـ أـوـ عـدـدـ مـنـ الـجـينـاتـ أـوـ هـيـ مـوـقـعـ تـأـثـيرـ السـمـاتـ لـلـمـنـطـقـةـ الـبـيـسـيـطـةـ مـنـ الـجـينـ أـوـ أـيـ جـزـءـ مـنـ الـجـينـ الـمـفـرـدـ إـلـىـ أـكـبـرـ جـزـءـ مـنـ الـكـرـوـمـوـسـوـمـ وـالـذـيـ يـسـمـىـ الـمـوـقـعـ .⁽²⁾

2.5 التحليل الوراثي Genetic Analysis

يمـكـنـ أـنـ نـسـتـنـجـ وـجـودـ مـعـدـلـ ضـمـنـيـ لـصـفـةـ الـكـمـيـةـ عـنـ طـرـيقـ اـخـتـبـارـ tـ بـسـيـطـ أـوـ جـوـلـ تـحـلـيلـ الـتـبـاـيـنـ ANOVAـ عـلـىـ عـلـمـةـ مـعـيـنـةـ فـيـ الـQTLـ الـمـرـتـبـةـ بـعـلـمـةـ مـعـ جـزـءـ إـعادـةـ التـرـكـيبـ rـ .ـ إـنـ قـيـمـ التـوـقـعـ الـشـرـطـيـ لـتـأـثـيرـ الـجـينـيـ وـالـمـرـتـبـةـ بـكـلـ نـمـطـ جـينـيـ تـحـسـبـ مـنـ الـاـحـتمـالـاتـ الـشـرـطـيـةـ لـلـأـنـمـاطـ الـجـينـيـةـ لـ QTLـ مـعـ إـعـطـاءـ عـلـمـةـ الـنـمـطـ الـجـينـيـ مـنـ مـخـلـفـ الـأـنـمـاطـ الـجـينـيـةـ لـ QTLـ .ـ وـيمـكـنـ أـنـ نـعـرـفـ عـلـمـةـ التـأـثـيرـ الـجـينـيـ لـ (1)ـ وـ (0)ـ وـ (Aa)ـ وـ (aa)ـ الـتـيـ يـمـكـنـ أـنـ نـشـتـقـ الـاـحـتمـالـاتـ الـشـرـطـيـةـ لـاـتـيـنـ مـنـ اـنـمـاطـ التـأـثـيرـ الـجـينـيـ (0)ـ ,ـ (1)ـ ,ـ (Aa)ـ ,ـ (aa)ـ لـ QTLـ .ـ وـيمـكـنـ أـنـ نـكـونـ الـجـوـلـ (1)ـ التـضـارـبـ الـعـكـسـيـ لـقـيـمـ التـأـثـيرـ الـجـينـيـ وـكـالـآـتـيـ .⁽³⁾

الجدول (1)

التـضـارـبـ الـعـكـسـيـ لـقـيـمـ التـأـثـيرـ الـجـينـيـ لـ QTL

Marker Genotypic Value	QTL Genotypic Value	
	μ_1	μ_0
m_1	$(1 - r)$	r
m_0	r	$(1 - r)$

إـنـ قـيـمـ التـأـثـيرـ الـجـينـيـ لـاثـيـنـ مـنـ اـنـمـاطـ تـأـثـيرـ التـضـارـبـ الـعـكـسـيـ لـ QTLـ يـمـكـنـ أـنـ تـمـثـلـ بـ $\mu_1 = \mu + \frac{1}{2}a$ ، $\mu_0 = \mu - \frac{1}{2}a$ ، عـلـىـ التـوـالـيـ .

وـانـ لـكـلـ نـمـطـ وـرـاثـيـ عـلـمـةـ يـتـمـ خـلـطـ نـمـطـيـنـ جـيـنـيـنـ مـخـلـفـيـنـ وـيمـكـنـ تـرـجـيـحـهـاـ بـالـاـحـتمـالـاتـ الـشـرـطـيـةـ وـهـكـذـاـ فـانـ التـوـقـعـ الـشـرـطـيـ لـقـيـمـ الـاـحـتمـالـاتـ الـجـينـيـةـ الـمـرـتـبـةـ بـعـلـمـاتـ جـيـنـيـنـ مـخـلـفـيـنـ مـخـلـفـيـنـ يـمـكـنـ حـسـابـهـاـ وـكـالـآـتـيـ :

$$m_1 = (1 - r)\mu_1 + r\mu^o = (1 - r)\left(\mu + \frac{1}{2}a\right) + r\left(\mu - \frac{1}{2}a\right) = \mu + \frac{1}{2}(1 - 2r)a$$

$$m^o = r\mu_1 + (1 - r)\mu^o = r\left(\mu + \frac{1}{2}a\right) + (1 - r)\left(\mu - \frac{1}{2}a\right) = \mu - \frac{1}{2}(1 - 2r)a$$

لذلك فإن اختلاف متوسطي العلامتين يعطى بالشكل الآتي :

$$\mu_1 - \mu^o = (1 - 2r)a \quad \dots \quad (1)$$

الجدول (2)

التضارب العكسي لقيم التأثير الجيني لـ QTL

Marker Genotypic Value	QTL Genotypic Value	
	μ_1	μ^o
m_1	$(1 - r)$	r
m^o	r	$(1 - r)$

وان فرضية الاختبار تكون كالتالي :

$$H_0: \mu_1 = \mu^o$$

$$H_1: \mu_1 \neq \mu^o$$

وإحصاءة الاختبار تكون بالشكل :

$$t = \frac{m_1 - m^o}{\sqrt{s^2 \frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}} \quad \dots \quad (2)$$

إذا كانت a غير معنوية ومختلفة عن الصفر، بناءً على إحصاءة الاختبار t بالنسبة إلى المعادلة (2) عندما تكون إحصاءة الاختبار أصغر من القيمة المحسوبة ، وبهذا المعنى يمكن أن يوفر اختبار t معلومات أكثر أهمية بالنسبة إلى تأثير QTL. ولكن قيمة t تكون غير معنوية بسبب عدم وجود ارتباط بين العلامتين وأن قيمة r تفترض انها تساوي 0.5 بالنسبة إلى QTL في المعادلة (1) لذلك يعطي اختبار t اختباراً مركباً فقط لتأثير QTL وارتباط علامات الـ QTL.

(3)

بالنسبة للمجتمع $F2$ يمكن اشتقاق ثلاثة متوسطات علامة بالمثل مشابهة للاحتمالات الشرطية والتي يمكن التعبير عنها في الجدول (3) كما يلي :

الجدول (3)

القيم الجينية لمتوسطات العلامات

Marker Genotypic Value	QTL Genotypic Value		
	μ°	μ_1	μ_2
m_2	r^2	$2r(1-r)$	$(1-r)^2$
m_1	$r(1-r)$	$(1-r)^2 + r^2$	$r(1-r)$
m°	$(1-r)^2$	$2r(1-r)$	r^2

وتفترض القيم الجينية لمتوسطات العلامات والتي يعبر عنها بالاتي :

$$\begin{aligned} m_2 &= (1-r)^2\mu_2 + 2r(1-r)\mu_1 + r^2\mu^\circ \\ &= \mu + (1-r)a + 2r(1-r)d \end{aligned} \quad \dots \quad (3)$$

$$\begin{aligned} m_1 &= 2r(1-r)\mu_2 + [(1-r)^2 + r^2]\mu_1 + r(1-r)\mu^\circ \\ &= \mu + (1-2r+r^2)d \end{aligned} \quad \dots \quad (4)$$

$$\begin{aligned} m^\circ &= (1-r)^2\mu_2 + 2r(1-r)\mu_1 + r^2\mu^\circ \\ &= \mu - (1-2r)a + 2r(1-r)d \end{aligned} \quad \dots \quad (5)$$

إن إحصاء اختبار التأثير المضاف a والمجال d يكونا كالتالي :

$$t_1 = \frac{m_2 - m^\circ}{\sqrt{s^2 \frac{1}{n_2} + \frac{1}{n^\circ}}} \quad \dots \quad (6)$$

$$t_2 = \frac{m_1 - \frac{1}{2}(m_2 + m^\circ)}{\sqrt{s^2 \frac{1}{4n_2} + \frac{1}{n_1} + \frac{1}{4n^\circ}}} \quad \dots \quad (7)$$

إن اختبار التأثير المضاف a في المعادلة (6) وتأثير المجال d في المعادلة (7) يكون مكافئاً لاختبار المعلم المركبة والتي تكون بالشكل الآتي :

$$\frac{1}{2}(m_2 - m^\circ) = (1-2r)a = a - 2ra$$

$$m_1 - \frac{1}{2}(m_2 + m^\circ) = (1-2r)^2d = d - 4(1-r) + d$$

والمعادلتان مساويتان للصفر .

من التحليل أعلاه على الرغم من أنه يمكن استخدام اختبار t و ANOVA لاختبار معنوية الاختلافات بين العلامات فإنه لا يمكن تمييز الاوساط الجينية لـ QTL وجزء اعادة التركيب بين علامة واحدة والـ QTL إلا إذا كان الفرق بين العلامات معنوي ، فإننا لا نزال لا نعرف ما إذا كان هذا الاختلاف يرجع إلى ارتباط ضيق (يعني r صغير) بين العلامة

والـ QTL يكون التأثير صغيراً أو يكون ارتباط واسع (يعني r كبيرة) بين العلامة والـ QTL يكون التأثير كبيراً. في الواقع يتم التقليل من آثار التجميع والمجال لـ QTLs من $2r$ إلى $(1 - r)$ على التوالي ومن مقارنة بسيطة من أوساط العلامات . أيضاً أن اختبار t و ANOVA لا يمكن تمييز آثار الـ QTLs الفردية على النمط الظاهري إذا كان هناك اثنان أو أكثر QTL على نفس الكروموسوم .⁽⁴⁾⁽⁵⁾

Likelihood دالة الامكان 3.5

إن بيانات النمط الجيني المشاهدة سيكون إما $M_1 M_1$ أو $M_1 M_2$ ، ولكن بالنظر إلى ذلك النمط الجيني المشاهدة ، سيكون النمط الوراثي QTL إما $Q_1 Q_1$ أو $Q_1 Q_2$ وفقاً للاحتمالات المعطاة في الجدول (4) وكالاتي :

الجدول (4)

احتمالات النمط الوراثي لـ QTL

	$M_1 M_1$	$M_1 M_2$
$Q_1 Q_1$	$\frac{1-r}{2}$	$\frac{r}{2}$
$Q_1 Q_2$	$\frac{r}{2}$	$\frac{1-r}{2}$

إذا أن r هو جزء إعادة التركيب بين العلامة و QTL وافتراض أن سمة النمط الظاهري (y) تتبع التوزيع الطبيعي وأنه يمكن ربط تأثير الأنماط الظاهرية للسمة بالنسبة للأوساط المظهرية الخاصة بالأنمط الجينية للعلامة ، ويمكن اعطاء نموذج مختلط وكالاتي :

$$\text{المشاهدة } M_1 M_1 \rightarrow y \sim (1 - r)N(\mu_1, \sigma^2) + r N(\mu_2, \sigma^2)$$

$$\text{المشاهدة } M_1 M_2 \rightarrow y \sim r N(\mu_1, \sigma^2) + (1 - r)N(\mu_2, \sigma^2) \dots (8)$$

اذ أنه :

μ_1, μ_2 : تمثل الاوساط الحسابية لتأثير الظاهري لأنماط الجينية (أو القيم الجينية) للكمية الـ QTL لتأثير الجيني $Q_1 Q_1$ و $Q_1 Q_2$ على التوالي . وبالنظر لنموذج (8) سيكون توزيع الوسط والتباين كالاتي :

$$\mu M_1 M_1 = (1 - r)\mu_1 + r\mu_2$$

$$\mu M_1 M_2 = r\mu_1 + (1 - r)\mu_2$$

$$\sigma^2 M_1 M_1 = \sigma^2 M_1 M_2 = \sigma^2 + r(1 - r)(\mu_1 - \mu_2)^2$$

ويمكن ملاحظة ان الارتباط بين العلامات والـ QTL اذا كان $\frac{1}{2} = r$ وان $M_1 M_1 \equiv M_1 M_2$ فأن فرضية الاختبار يفرض عدم وجود ارتباط وكالاتي :

$$H_0 : r = \frac{1}{2} \text{ or } H_0 : \mu M_1 M_1 - \mu M_1 M_2 = (1 - 2r)(\mu_1 - \mu_2) = 0$$

من المهم ملاحظة أنه في ظل ظروف H_0 لا يمكننا معرفة ما إذا كانت $\frac{1}{2} = r$ أو $\mu_1 = \mu_2$ في كلتا الحالتين ومع ذلك لا يمكن اكتشافه من الناحية العملية ايجاد التباين في النمط الظاهري . إذا افترضنا أن y_1, \dots, y_{n_1} من مجموعة العلامات $M_1 M_1$ وأن y_n, \dots, y_{n_1+1} من مجموعة العلامات $M_1 M_2$ ، فإن دالة الامكان معتمدة بناءً على النموذج .⁽⁸⁾

$$L(\mu_1, \mu_2, \sigma^2, r|y) = \prod_{i=1}^{n_1} (1-r) f(y_i|\mu_1, \sigma^2) + r f(y_i|\mu_2, \sigma^2) \times \prod_{i=n_1+1}^n r f(y_i|\mu_1, \sigma^2) + (1-r) f(y_i|\mu_2, \sigma^2) \dots (9)$$

لاختبار فرضية العدم التي تفرض عدم وجود ارتباط لـ QTL يعني H_0 ، ويمكننا استخدام احتمال نسبة الامكان وكالاتي :

$$\lambda = \frac{\max_{\mu_1=\mu_{12}, \sigma^2, r} L(\mu_1, \mu_2, \sigma^2, r|y)}{\max_{\mu_1, \mu_2, \sigma^2, r} L(\mu_1, \mu_2, \sigma^2, r|y)} \dots (10)$$

سترفض فرضية العدم H_0 إذا كانت إحصائية الاختبار λ صغيرة جدًا ، بدلاً من ذلك يمكننا تحويل الاختبار إلى $-2\log \lambda$ ، والذي سيرفض إذا كان كبيرًا وغالبًا ما يقترب إلى توزيع χ^2 ومع ذلك فإن نموذج المختلط يأخذ افتراضات توزيع χ^2 ولذلك يتم إجراء اختبار بديل لـ $-2\log \lambda$ أو تغيير نتيجة درجة LOD⁽⁶⁾.

3.5.1 اختبار نسبة الامكان Likelihood Ratio Test

لحساب إحصائية الاختبار λ علينا تعظيم كل من البسط والمقام في المعادلة (10) ، إن تعظيم البسط يكون سهلاً لأنه تحت الفرضية العدم $\mu = \mu_1 = \mu_{12}$ يصبح الاحتمال في المعادلة (9) كالاتي⁽⁷⁾⁽⁸⁾ :

$$L(\mu_1, \mu_{12}, \sigma^2, r|y) = L(\mu, \sigma^2, r|y) - \prod_{i=1}^n f(y_i|\mu, \sigma^2) \dots (11)$$

إذا ان تقدير معلم MLE سيكون $\bar{y} = \hat{\mu}$ وان $\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$

لتعظيم مقام المعادلة (10) ، نحتاج إلى تعظيم الاحتمال (9). وللقيام بذلك نشتق بالنسبة للصفر ثم نحل.

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \mu_1} \log L(\mu_1, \mu_2, \sigma^2, r|y) &= \frac{\partial}{\partial \mu_1} \sum_{i=1}^{n_1} \log((1-r)f(y_i|\mu_1, \sigma^2) + rf(y_i|\mu_2, \sigma^2)) + \\ \frac{\partial}{\partial \mu_1} \sum_{i=n_1+1}^n \log(rf(y_i|\mu_1, \sigma^2) + (1-r)f(y_i|\mu_2, \sigma^2)) \\ &= \sum_{i=1}^{n_1} \frac{(1-r)\frac{\partial}{\partial \mu_1}f(y_i|\mu_1, \sigma^2)}{(1-r)f(y_i|\mu_1, \sigma^2) + rf(y_i|\mu_2, \sigma^2)} + \sum_{i=n_1+1}^n \frac{r\frac{\partial}{\partial \mu_1}f(y_i|\mu_1, \sigma^2)}{rf(y_i|\mu_1, \sigma^2) + (1-r)f(y_i|\mu_2, \sigma^2)} \dots (12) \end{aligned}$$

ويمكن الاشتقاق باستخدام المعادلة (13) وكالاتي :

$$\sigma_g^2 = \frac{MS_1 - MS_2}{k} \dots (13)$$

$$p_1(y_i) = \frac{(1-r)f(y_i|\mu_1, \sigma^2)}{(1-r)f(y_i|\mu_1, \sigma^2) + rf(y_i|\mu_2, \sigma^2)}$$

$$p_2(y_i) = \frac{rf(y_i|\mu_1, \sigma^2)}{rf(y_i|\mu_1, \sigma^2) + (1-r)f(y_i|\mu_2, \sigma^2)} \dots (14)$$

ويمكن ان نحصل على ما يأتي :

$$\frac{\partial}{\partial \mu_1} \log L(\mu_1, \mu_2, \sigma^2, r|y) = \sum_{i=1}^{n_1} p_1(y_i)(y_i - \mu_1) + \sum_{i=n_1+1}^n p_2(y_i)(y_i - \mu_1) \dots (15)$$

نساوي المعادلة (15) للصفر ونشتق بطريقة Yield لإيجاد تقدير μ وكالاتي :

$$\hat{\mu} = \frac{\sum_{i=1}^{n_1} p_1(y_i)(y_i) + \sum_{i=n_1+1}^n p_2(y_i)(y_i)}{\sum_{i=1}^{n_1} p_1(y_i) + \sum_{i=n_1+1}^n p_2(y_i)} \quad \dots(16)$$

نساوي المعادلة (15) للصفر ونشتق بطريقة Yield لإيجاد تقدير σ^2 وكالاتي :

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} (\sum_{i=1}^{n_1} [p_1(y_i)(y_i - \hat{\mu}_1)^2 (1 - p_1(y_i))(y_i - \hat{\mu}_2)^2] + \sum_{i=n_1+1}^n p_2(y_i)(y_i - \hat{\mu}_1)^2 (1 - p_1(y_i))(y_i - \hat{\mu}_2)^2) \quad \dots(17)$$

إن المعادلتين (16) و (17) لا تحل الاحتمالية لجميع معاملاتها لأن (y_i) p_1 و p_2 تعتمدان على المعلمات ويعتمد أيضاً على r . نملك جزءاً من مخطط التكرار للعثور على المعلمات. بعد تقدير σ^2, μ_1, μ_2 نحن نستخدم القيم الحالية لإيجاد r, p_1, p_2 وحتى نحصل على التقارب يجب افتراض الآتي :

- 1- يعتبر r ثابت .
- 2- نستخدم المعادلتين (16) و (17) لإيجاد تقدير σ^2, μ_1, μ_2 .
- 3- نستخدم التقدير الحالي لـ σ^2, μ_1, μ_2 بأعظم قيمة

$$\log L(\mu_1, \mu_2, \sigma^2, r|y) =$$

$$\frac{\partial}{\partial \mu_1} \sum_{i=1}^{n_1} \log((1-r)f(y_i|\mu_1, \sigma^2) + rf(y_i|\mu_2, \sigma^2)) + \frac{\partial}{\partial \mu_2} \sum_{i=n_1+1}^n \log(rf(y_i|\mu_1, \sigma^2) + (1-r)f(y_i|\mu_2, \sigma^2))$$

4- نعمل على التكرار بين الخطوة 2 والخطوة 3 حتى نحصل على التقارب .⁽⁸⁾

6. الجانب العملي

1.6 تحليل الواسمات للنمط الظاهري Marker Analysis of Phenotype

سيتم في هذا الجزء اجراء تجارب المحاكاة لغرض توليد مجموعتين من البيانات (صفات النمط الظاهري) تتبع كل منها التوزيع الطبيعي حيث تكون المجموعة الاولى ناتجة من اعادة التركيب الجزيئي بين واسمتين ($M_1 M_1$) بينما تمثل المجموعة الثانية مجموعة البيانات الناتجة من اعادة التركيب الجزيئي بين الواسمتين($M_1 M_2$) اذ سيتم توليد مجموعتي البيانات وفقاً للنموذج المختلط في العلاقة (19):

$$M_1 M_1 \rightarrow y \sim (1 - r)N(\mu_1, \sigma^2) + r N(\mu_2, \sigma^2)$$

$$M_1 M_2 \rightarrow y \sim r N(\mu_1, \sigma^2) + (1 - r)N(\mu_2, \sigma^2) \quad \dots(19)$$

اذ ان :

μ_1, μ_2 : تمثل الاوساط الحسابية للصفة المظهرية الناتجة من ازواج الواسمات المشار اليها على التوالي .

ومن الجدير باللحظة هنا سيتم الكشف عن الترابط بين الواسمات والصفات المظهرية من خلال معامل اعادة التركيب الجزيئي (r) فاذا كان $r = 0.5$ فهذا يعني عدم الترابط بين الواسمات والصفات المظهرية الكمية اي ان متواسطي المجموعتين من الصفات المظهرية يكونان متساوين .

فرضية الاختبار لعد وجود الترابط هي :

$$H_0: r = 0.5 \text{ or } H_0: \mu M_1 M_1 - \mu M_1 M_2 = (1 - 2r)(\mu_1 - \mu_2) = 0$$

الجدول (5) يبين نتائج تجارب المحاكاة المنفذة وفقاً لقيم افتراضية مختلفة وحسب ما تم تعبينه في الجدول .

بالنسبة للتجربة الاولى الخاصة بأحجام العينات ($n_1 = n_2 = 100$) كانت القيمة التقديرية لمتوسط المجموعة الاولى (94.188) ومتوسط المجموعة الثانية (100.3213) وهي قريبة من القيم المفترضة لهذه المتوسطات في حين كانت قيمة التباين المقدر (3.799) وهي ايضاً تمثل قيمة تقديرية جيدة للتباين ، اما بالنسبة لقيمة (r) المقدرة فقد بلغت (0.0378) وهي ايضاً تمثل قيمة تقديرية قريبة جداً من قيمة (r) المفترضة .

اما في حالة كون احجام العينات ($n_1 = n_2 = 100$) فقد كانت القيمة التقديرية لمتوسط المجموعة الاولى (94.7938) والقيمة التقديرية لمتوسط المجموعة الثانية (99.7775) وكانت قيمة التباين المقدر (4.1508) في حين كانت قيمة (r) المقدرة بلغت (0.362) .

اما بالنسبة للتجربة الثانية فقد تم توليد مجموعتي البيانات بالقيم الافتراضية نفسها ما عدا قيمة (r) فقد افترضت انها مساوي (0.25) .

القيم التقديرية لمتوسطي المجموعتين والتباين ولمختلف حجوم العينات اظهرت تقاربًا مع القيم الافتراضية في حين ان القيم الافتراضية (r) سجلت قيمًا (0.1727) للمجموعة الاولى من حجوم العينات و (0.1993) للمجموعة الثانية من حجوم العينات .

التجربة الثالثة تم توليد مجموعتين من البيانات بالقيم الافتراضية نفسها مع تغيير قيمة (r) المفترضة لتصبح (0.45) ، القيم التقديرية لمتوسطي المجموعتين والتباين اظهرت تقاربًا مع القيم المفترضة لكل منهم في حين ان القيم التقديرية لـ (r) سجلت قيمة (0.2947) و (0.3270) للمجموعتين من احجام العينات على التوالي .

خلاصة التجارب الثلاثة الأولى بثبات احجام العينات والقيم الافتراضية للمتوسطات والتباين مع اختلاف القيم الافتراضية لـ (r) تبين لنا أن القيم التقديرية لمعامل اعادة التركيب الجزيئي (r) تتناقص كلما زادت القيم الافتراضية لها وبما أن (r) يعد مؤشرًا على وجود الترابط بين الصفات المظهرية والواسمات لذلك عند تغير في قيم (r) التقديرية يكون هناك مؤشرًا واضحًا على وجود ترابط معنوي بين الصفات المظهرية والواسمات ، اي ان عملية العبور من الواسمة (M_1) الى (M_2) توفر دليلاً واضحًا على الكشف عن الصفات المظهرية (QTL) .

ولغرض تقييم فرضية الاختبار أعلاه تم عمل اختبار التباديل من خلال تنفيذ (5000) عينة تبادلية ومن ثم حساب الإحصاء ($-2\log \lambda$) لكل عينة ومن ثم تحديد القيم الحرجية باستعمال الإسكلال البيانية لتوزيعات تباديل العينات .

نتائج الاختبار كما مبينة في العمودين التاسع والعشر من الجدول (5) (cutoff) لـ 95% من توزيع تباديل العينات في ظل فرضية البديلة ونظريتها (cutoff) لـ 95% في ظل فرضية عدم على التوالي .

قاعدة القرار رفض الفرضية الصفرية في حال كون إحصاء اختبار التباديل في ظل فرضية البديلة اصغر من نظريتها في ظل فرضية عدم .

الجدول (5)

القيم التقديرية لطريقة MLE لـ R , σ^2 , μ_2 , μ_1 عندما تكون

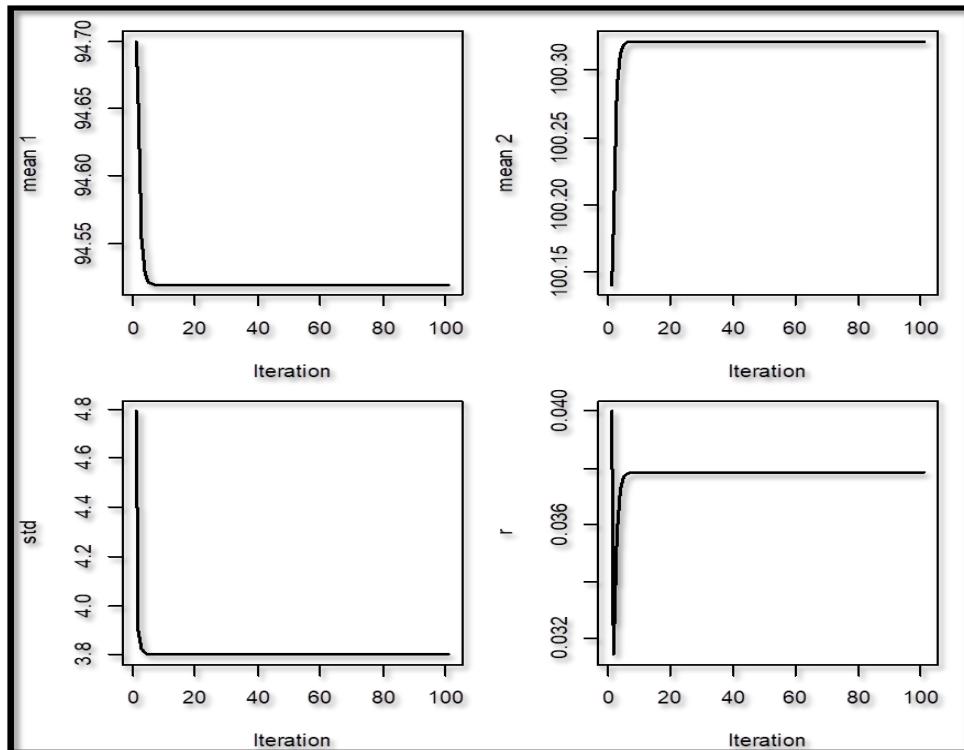
$$\mu_1 = 95, \mu_2 = 100, \sigma^2 = 4$$

μ_1, μ_2	σ^2	r	SAMPLE SIZES	MLE				Cutoff	-2log λ under H_0	Decision
				$\hat{\mu}_1$	$\hat{\mu}_2$	$\hat{\sigma}^2$	r			
$\mu_1 = 95$ $\mu_2 = 100$	4	0.0 4	$n_1 = 100$ $n_2 = 100$	94.5188	100.321 3	3.7990	0.037 8	5.573 2	10	significant
			$n_1 = 200$ $n_2 = 200$	94.7938	99.7775	4.1508	0.036 2	3.979 4	9	significant
		0.2	$n_1 = 100$ $n_2 = 100$	93.5908	100.701 7	3.1583	0.172 7	8.7438	8	Non-significant
	5	$n_1 = 200$ $n_2 = 200$	93.9204	100.869 7	3.4586	0.199 3	3.889 4	5	significant	
		0.4	$n_1 = 100$ $n_2 = 100$	94.0986	100.786	3.8984	0.294	3.854	8	significant

		5			3		7	2		
			$n_1 = 200 \quad n_2 = 200$	94.4837	100.493 3	3.8333	0.327 0	9.963 8	3	Non-significant

الشكل (1)

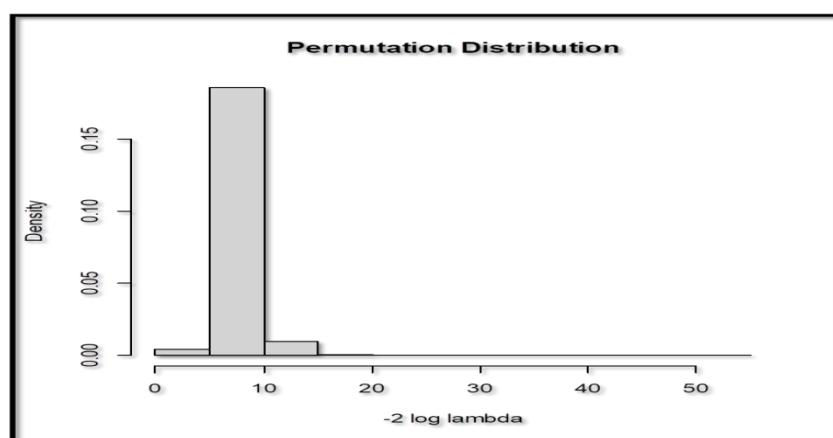
الرسم للقيم التقديرية لطريقة MLE لـ μ_1 , μ_2 , σ^2 , r عندما تكون $\mu_1 = 95$, $\mu_2 = 100$, $\sigma^2 = 4$, $r = 0.04$, $n_1 = 100$, $n_2 = 100$



الشكل (2)

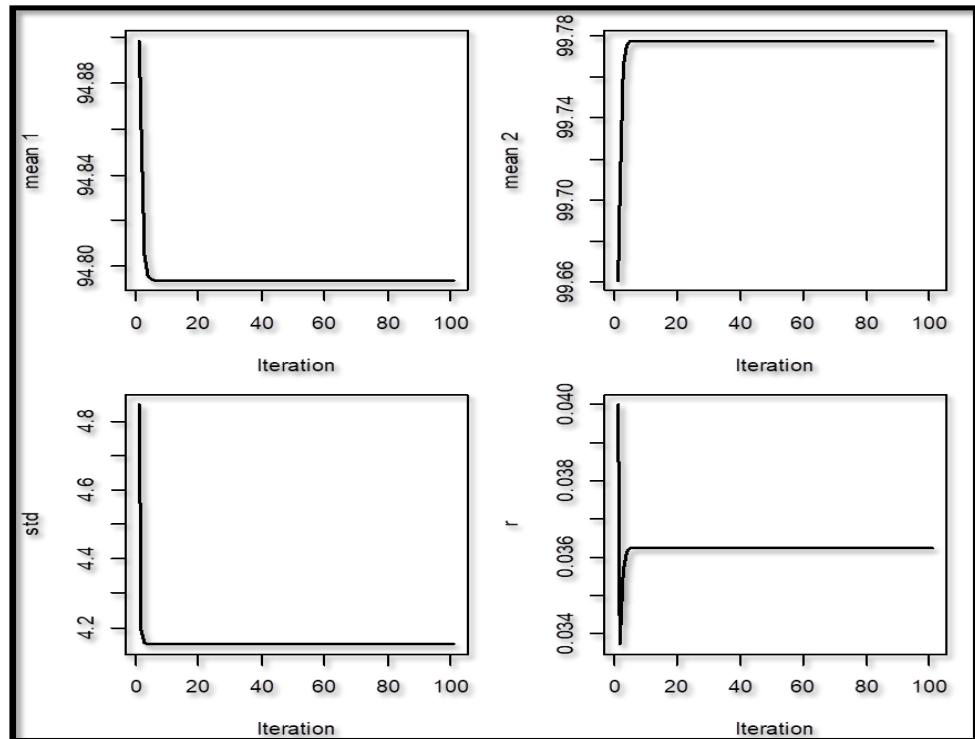
توزيع التباديل لإحصاءة نسبة الامكان ($-2\log \lambda$) تحت فرضية العدم بالاعتماد على (5000) من تباديل البيانات المولدة بالقيم الافتراضية

$$\mu_1 = 95, \mu_2 = 100, \sigma^2 = 4, r = 0.04, n_1 = 100, n_2 = 100$$



(3) الشكل

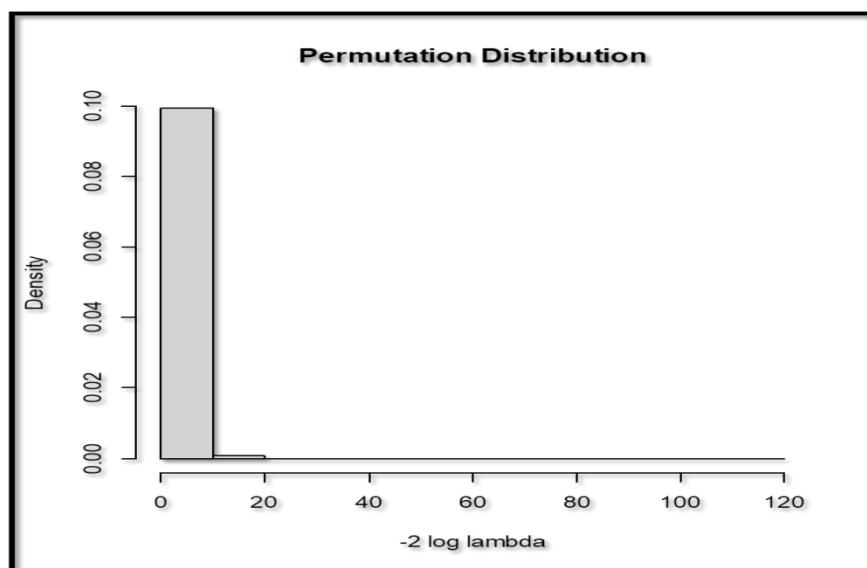
الرسم للقيم التقديرية لطريقة MLE لـ μ_1 , μ_2 , σ^2 , r ، عندما تكون $\mu_1 = 95$, $\mu_2 = 100$, $\sigma^2 = 4$, $r = 0.04$, $n_1 = 200$, $n_2 = 200$



(4) الشكل

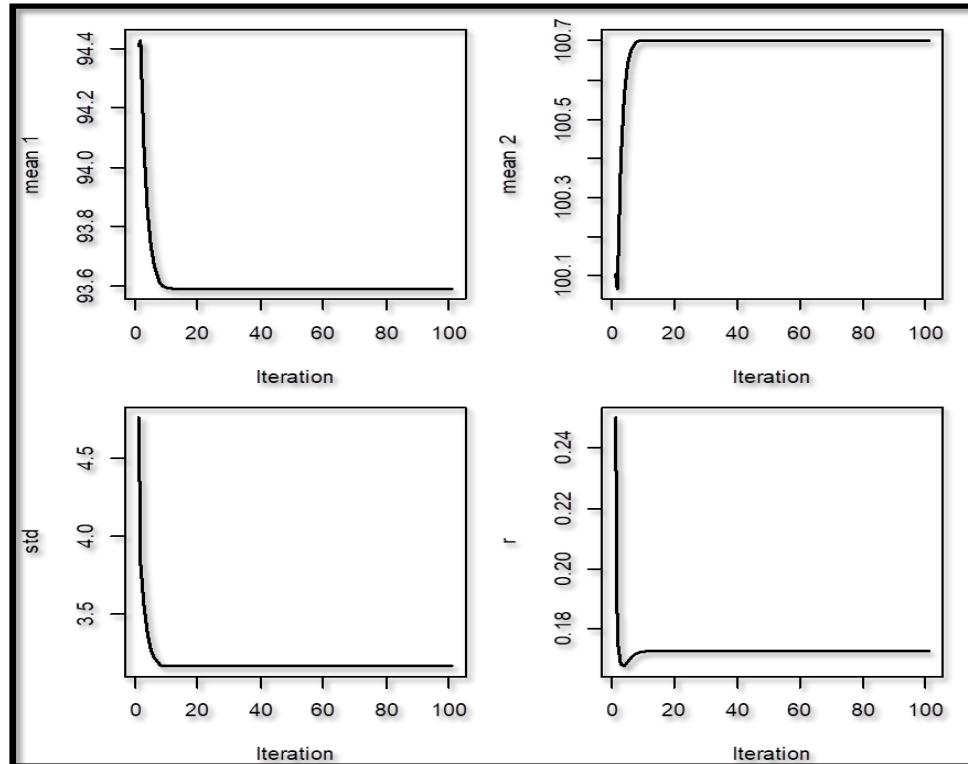
التوزيع للقيم التقديرية بطريقة MLE

$\mu_1 = 95$, $\mu_2 = 100$, $\sigma^2 = 4$, $r = 0.04$, $n_1 = 200$, $n_2 = 200$



(5) الشكل

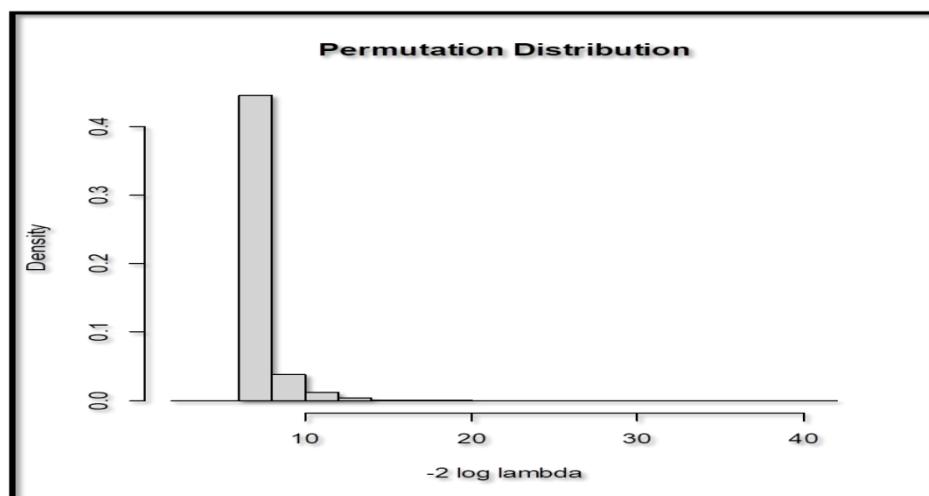
الرسم للقيم التقديرية لطريقة MLE لـ μ_1 , μ_2 , σ^2 , r ، عندما تكون $\mu_1 = 95$, $\mu_2 = 100$, $\sigma^2 = 4$, $r = 0.25$, $n_1 = 200$, $n_2 = 200$



(6) الشكل

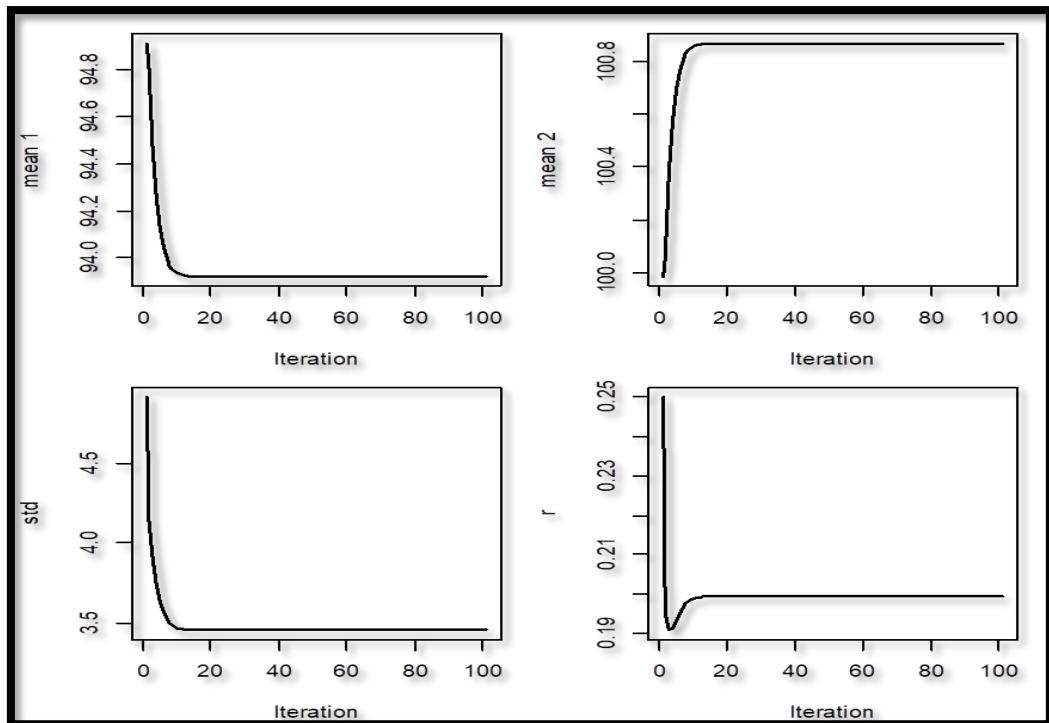
التوزيع لقيم التقديرية بطريقة MLE

$\mu_1 = 95$, $\mu_2 = 100$, $\sigma^2 = 4$, $r = 0.25$, $n_1 = 100$, $n_2 = 100$



الشكل (7)

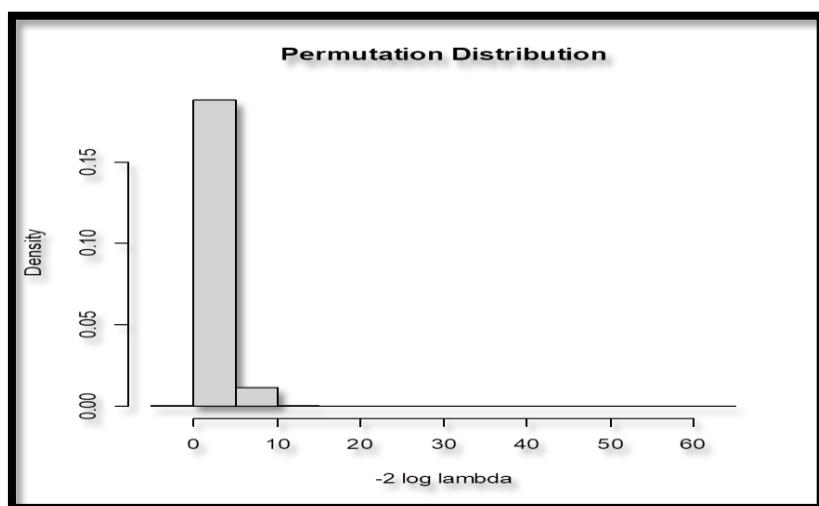
الرسم للقيم التقديرية لطريقة MLE لـ μ_1 , μ_2 , r , σ^2 عندما تكون $\mu_1 = 95$, $\mu_2 = 100$, $\sigma^2 = 4$, $r = 0.25$, $n_1 = 200$, $n_2 = 200$



الشكل (8)

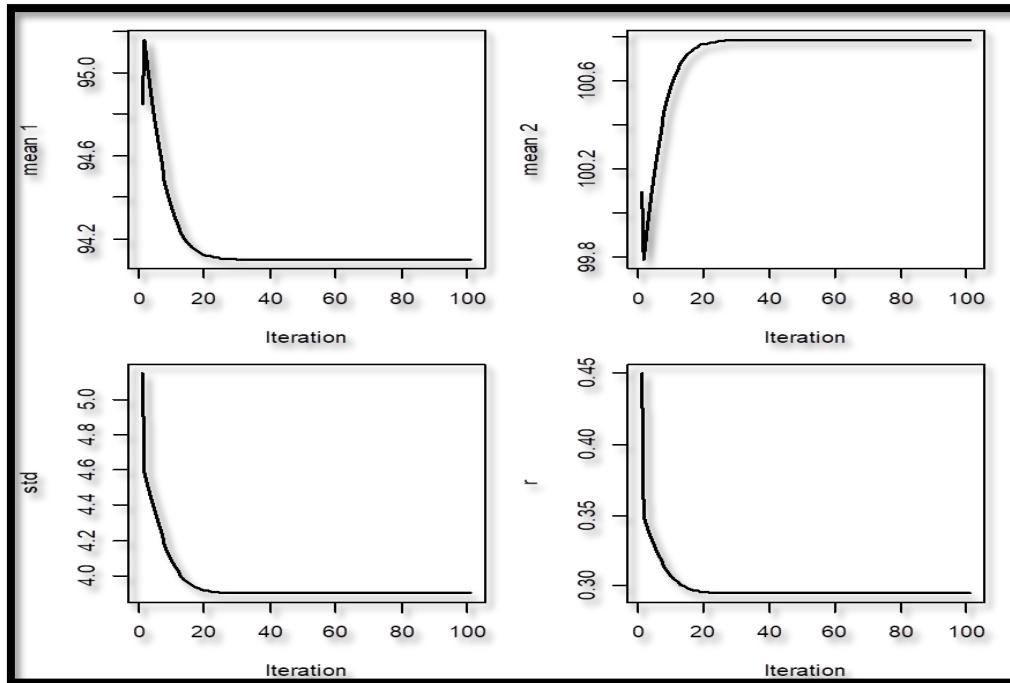
التوزيع للقيم التقديرية بطريقة MLE

$\mu_1 = 95$, $\mu_2 = 100$, $\sigma^2 = 4$, $r = 0.25$, $n_1 = 200$, $n_2 = 200$



الشكل (9)

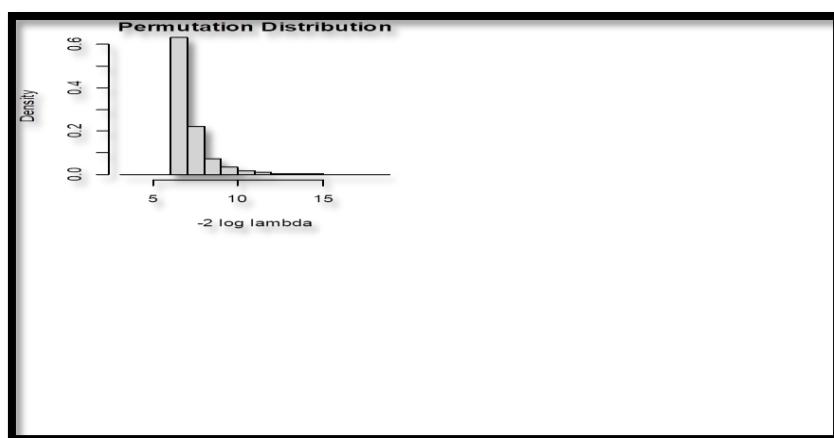
الرسم للقيم التقديرية لطريقة MLE لـ μ_1 , μ_2 , r , σ^2 عندما تكون $\mu_1 = 95$, $\mu_2 = 100$, $\sigma^2 = 4$, $r = 0.45$, $n_1 = 100$, $n_2 = 100$



الشكل (10)

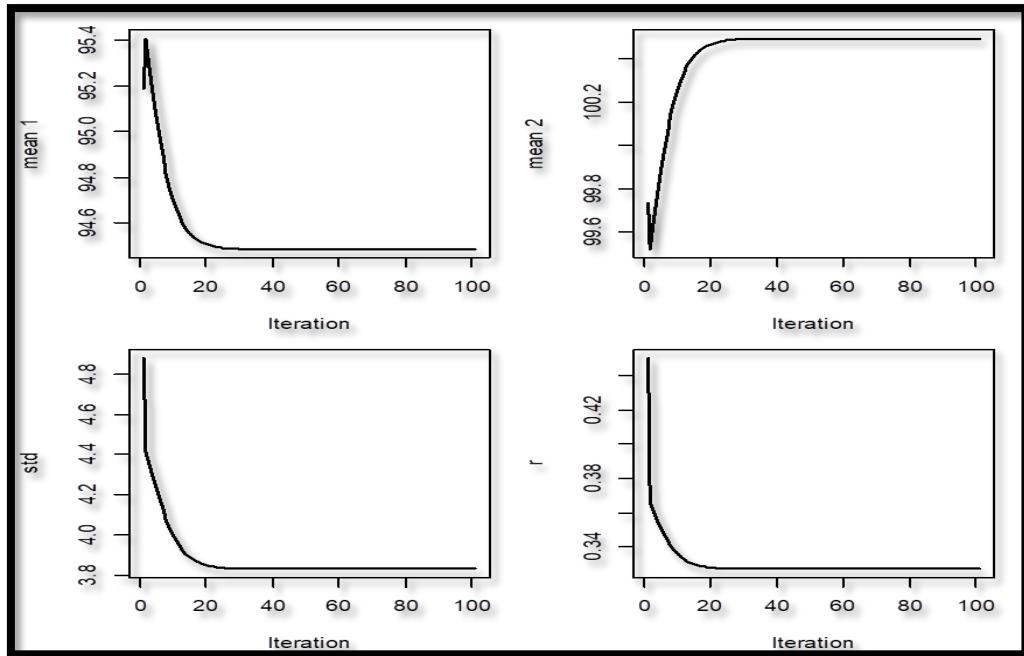
التوزيع للقيم التقديرية بطريقة MLE

$\mu_1 = 95$, $\mu_2 = 100$, $\sigma^2 = 4$, $r = 0.45$, $n_1 = 100$, $n_2 = 100$



الشكل (11)

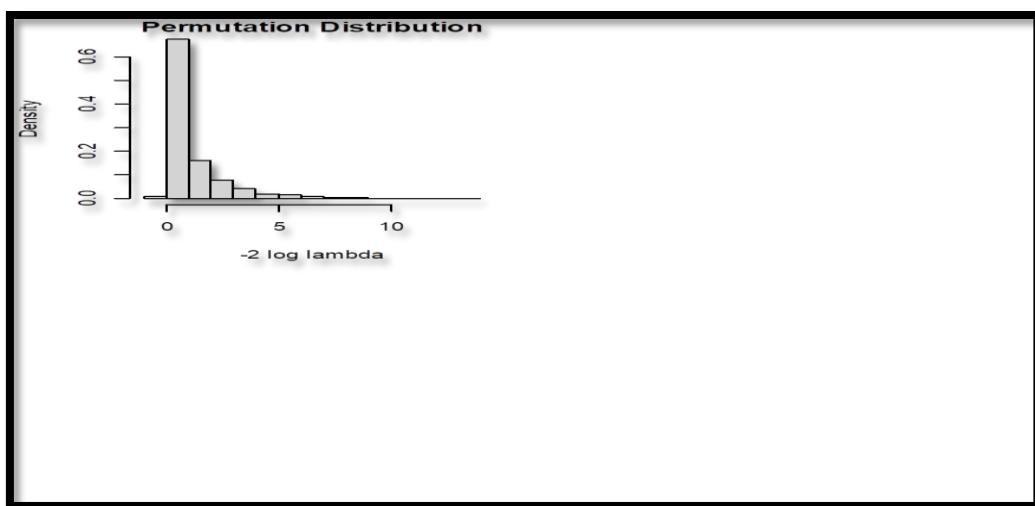
الرسم للقيم التقديرية لطريقة MLE لـ μ_1 , μ_2 , r , σ^2 عندما تكون $\mu_1 = 95$, $\mu_2 = 100$, $\sigma^2 = 4$, $r = 0.45$, $n_1 = 200$, $n_2 = 200$



الشكل (12)

التوزيع للقيم التقديرية بطريقة MLE

$\mu_1 = 95$, $\mu_2 = 100$, $\sigma^2 = 4$, $r = 0.45$, $n_1 = 200$, $n_2 = 200$



7. الاستنتاجات :

1. بينت الدراسة باستخدام طريقة الامكان الاعظم لنقدير قيم (r) أن القيم التقديرية لمعامل اعادة التركيب الجزيئي (r) تتناقض كلما زادت القيم الافتراضية له وبما أن (r) يعد مؤشراً على وجود الترابط بين الصفات المظهرية و الواسمات لذلك عند حصول تغير في قيم (r) التقديرية المتناقضه يكون هنالك مؤشر واضح على وجود ترابط معنوي بين الصفات المظهرية و الواسمات ، اي ان عملية العبور من الواسمة (M_1) الى (M_2) توفر دليلاً واضحاً على الكشف عن الصفات المظهرية (QTL) في حالة كون حجوم العينة ($n_1 = n_2 = 100$).
2. إن عملية العبور من الواسمة (M_1) الى (M_2) في حالة كون حجوم العينة ($n_1 = n_2 = 200$) توفر دليلاً واضحاً على الكشف عن الصفات المظهرية (QTL) ومن الجدير باللاحظة ايضاً هنالك انخفاض كبير في قيم (r) التقديرية في المجموعة الثانية من التجارب مقارنة مع مثيلاتها في المجموعة الاولى وهو ما يؤشر على وجود دليل أقوى لفرق بين متوسطي مجموعتي البيانات تحت تأثير الواسمات .
3. دل اختبار التباديل من خلال تنفيذ (5000) عينة تبادلية ومن ثم حساب الإحصاء $(\lambda - 2 \log \lambda)$ لكل عينة ومن ثم تحديد القيم الحرجة باستعمال الإشكال البيانية لتوزيعات تباديل العينات رفض الفرضية الصفرية في حال كون إحصاء اختبار التباديل في ظل الفرضية البديلة اصغر من نظريتها في ظل فرضية العدم .

8. التوصيات

1. نوصي بتوسيعة الدراسة باستعمال اكبر عدد من المتغيرات وكذلك التطبيق على متغيرات لعينات وراثية وتنفيذ التجارب على الامراض التي تصيب الانسان والعوامل الوراثية وكشفها بصورة مبكرة .
2. إن هناك طرائق ممكن استخدامها في تحليل الخرائط الجينية QTL مثل طريقة بيز وطريقة الامكان الاعظم الجزئية واقتراح استعمالها من قبل الباحثين اللاحقين .

المصادر :

1. Lander, E.S. , and D . Botstein , (1989) , " Proposed the use of 1 and 2 LOD support Intervals " , Genetics ,121:185-199 .
2. Whittaker , J.C. , Thompson ,R .. & Visscher , p.(1996), "On the mapping of QTL by regression of phenotype on marker Type ".Heredity 77:23-32 .
3. Walsh, B . & Lynch, M . (2001), " Genetics and Analysis of Quantitative Traits ", the American journal human genetics (Am J Hum Genet) . 2001,68(2):548-549 .
4. Vijay Rani Rajpal , Rama Rao & Raina , 2016 , " Quantitative Trait Loci Mapping in Plants: Concepts and Approaches ", Sustainable Development and Biodiversity book series (SDEB, volume 11) .

5. Weller&Bickhar,2018, "Determination of quantitative trait nucleotides by concordance analysis between quantitative trait loci and marker genotypes of US Holsteins", American Dairy Science Association .
6. Miles, C; Wayne, M (2008). "Quantitative trait locus (QTL) analysis". Nature Education.
7. Complex Trait Consortium (2003). " The nature and identification of quantitative trait loci :a community's view ". Nature Reviews Genetics.4 (11): 911–916. doi:10.1038/nrg1206. PMC 2063446. PMID 14634638.
- 8.Watanabe, Satoshi; Hidemitsu, Rumiko; Xia, Zhengjun; et al. (2009). "Map-Based Cloning of the Gene Associated With the Soybean Maturity Locus E3". Genetics. 182 (4): 1251–1262. doi:10.1534/genetics.108.098772.PMC 2728863.PMID 1947424