

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
“КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ”
ФІЗИКО-ТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ

Кафедра математичних методів захисту інформації

КУРСОВА РОБОТА

Напрямок підготовки: 6.040301 «Прикладна математика»

Тема: «Розробка автоматизованого тестуючого комплексу,
що враховує психологічні особливості студентів»

Виконав студент 4 курсу

групи ФІ-13

Кригін Валерій Михайлович

Перевірив:

(підпис)

Оцінка:

ЗМІСТ

Вступ	3
1 Основна частина	4
1.1 Теоретичні відомості	4
1.1.1 Метод головних компонент	4
1.1.2 Гістограма	7
1.1.3 Критерій узгодженості Пірсона χ^2	8
1.1.4 Типи вищої нервової діяльності	14
1.1.5 Теппінг-тест (Tapping rate)	15
1.2 Моделювання.	18
1.2.1 Процес Пуассона.	18
1.2.2 Квадратична апроксимація методом найменших квадратів.	19
1.2.3 Аналіз квадратичної апроксимації	22
Висновки	24
Перелік посилань	25
Додаток А	26

ВСТУП

Існуючі на даний момент системи тестування недостатньо гнучкі: вони аналізують лише відповіді на запитання, відносячи їх до вірних або невірних, а на цій базі роблять кінцевий висновок щодо знань студента. Стрімкий розвиток комп'ютерної техніки й інформаційних технологій надає можливість визначати ритм складання тесту, а також індивідуальні особливості людини. Дані психологічних досліджень допоможуть правильно трактувати отримані значення, а добре вивчені та перевірені часом математичні методи надають великі можливості для систематизації та обробки результатів вимірювання.

За мету поставлено збільшення об'єктивності тестування, а також покращення якості навчання за допомогою порад студентам і викладачам практичних занять.

Завдання наступні:

- 1) Вивчити математичні методи та розділи психології, що дозволять розв'язати поставлену задачу, пояснити та обґрунтувати отримані результати
- 2) Ознайомитися з правилами побудови тестових завдань для найбільш ефективною та об'єктивною процедури оцінки знань студентів
- 3) Розробити програмний комплекс тестування й обробки результатів
- 4) Моделювання

1 ОСНОВНА ЧАСТИНА

1.1 Теоретичні відомості

1.1.1 Метод головних компонент

Метод головних компонент (Principal component analysis) — метод, що дозволяє зменшити розмірність досліджуваної вибірки з мінімальними втратами інформації. [1]

Маємо m об'єктів, з яких треба зняти по n певних властивостей. На вході в нас є виборки \vec{X}_k , кожна з яких відповідає сукупності властивостей k -го об'єкту

$$\vec{X}_k = \begin{bmatrix} x_k^1 \\ x_k^2 \\ \vdots \\ x_k^n \end{bmatrix}, \quad k = \overline{1, m}$$

Згрупуємо всі вимірювання в одну матрицю X

$$X = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \dots & x_m^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \dots & x_m^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^n & x_2^n & \dots & x_m^n \end{bmatrix}$$

Спочатку нам знадобиться знайти вибіркові середні значення для кожної властивості

$$a_i = \frac{1}{m} \cdot \sum_{k=1}^m x_k^i, \quad i = \overline{1, n}$$

Маємо вектор вибірових середніх значень

$$\vec{a} = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix}$$

Центруємо отримані дані, що містяться в матриці X , віднявши від кожного стовбця вектор вибірових середніх \vec{a}

$$\tilde{X} = \begin{bmatrix} \tilde{x}_1^1 & \tilde{x}_2^1 & \dots & \tilde{x}_m^1 \\ \tilde{x}_1^2 & \tilde{x}_2^2 & \dots & \tilde{x}_m^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{x}_1^n & \tilde{x}_2^n & \dots & \tilde{x}_m^n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^1 - a_1 & x_2^1 - a_1 & \dots & x_m^1 - a_1 \\ x_1^2 - a_2 & x_2^2 - a_2 & \dots & x_m^2 - a_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^n - a_n & x_2^n - a_n & \dots & x_m^n - a_n \end{bmatrix}$$

Обчислюємо вибірову коваріаційну матрицю властивостей. Вибіркову коваріацію i та j властивості рахуємо за формулою

$$\sigma_i^j = \frac{1}{m} \cdot \sum_{k=1}^m \tilde{x}_k^i \cdot \tilde{x}_k^j = \frac{1}{m} \cdot \sum_{k=1}^m \left[(x_k^i - a_i) \cdot (x_k^j - a_j) \right], \quad i, j = \overline{1, n}$$

Маємо вибірову коваріаційну матрицю

$$K = \begin{bmatrix} \sigma_1^1 & \sigma_1^2 & \dots & \sigma_1^n \\ \sigma_2^1 & \sigma_2^2 & \dots & \sigma_2^n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_n^1 & \sigma_n^2 & \dots & \sigma_n^n \end{bmatrix}$$

Щоб отримувати лише потрібну інформацію, ми хочемо знайти таке ортогональне лінійне перетворення L вхідної матриці \tilde{X} , щоб отримати матрицю

$Y = L \cdot \tilde{X}$, яка має діагональну вибірку коваріаційну матрицю K' з незростаючими зверху вниз значеннями. Діагональна вибірка коваріаційна матриця гарантує той факт, що отримані значення Y будуть некорельованими. Рангування значень діагональних елементів матриці K' за величиною дасть більш наочне уявлення про будову досліджуваних об'єктів, адже діагональні елементи — вибірккові дисперсії. Чим більше дисперсія, тим більше відповідна властивість змінюється від об'єкту до об'єкту, і тим більше корисної інформації вона нам надає.

Вибіркова коваріаційна матриця K' для $Y = L \cdot \tilde{X}$ має вигляд

$$K' = L \cdot K \cdot L^* = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_n \end{bmatrix}$$

З лінійної алгебри відомо, що матриця L складається з координат власних векторів матриці K , а елементи λ_k — її власні числа, які існують і є невід'ємними через невід'ємну означеність матриці K . Вважаємо, що числа $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ впорядковані від більшого до меншого для зручності подальших дій. Позначимо власний вектор матриці K , що відповідає власному числу λ_k , як \vec{l}_k . Тоді

$$\vec{l}_k = [l_k^1, l_k^2, \dots, l_k^n], \quad k = \overline{1, n}$$

Матриця L має вигляд

$$L = \begin{bmatrix} l_1^1 & l_1^2 & \dots & l_1^n \\ l_2^1 & l_2^2 & \dots & l_2^n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ l_n^1 & l_n^2 & \dots & l_n^n \end{bmatrix}$$

Треба зменшити розмірність простору досліджуваних параметрів системи з n до $p < n$, але при цьому втратити якомога менше відомостей про досліджувані об'єкти. Введемо міру інформації, що залишається при зменшенні кількості компонент, що розглядаються

$$I = \frac{\lambda_1 + \dots + \lambda_p}{\lambda_1 + \dots + \lambda_n}$$

Будемо вважати, що діємо продуктивно, тому починаємо обирати з перших компонент, адже саме вони є найбільш інформативними. Також бачимо, що інформативність змінюється в межах від 0 (нічого не дізнаємось) до 1 (зберегли усю інформацію).

Надалі буде розглядатися матриця головних компонент Y

$$Y = \begin{bmatrix} y_1^1 & y_2^1 & \dots & y_m^1 \\ y_1^2 & y_2^2 & \dots & y_m^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_1^p & y_2^p & \dots & y_m^p \end{bmatrix}$$

1.1.2 Гістограма

Для подальшого аналізу потрібно здобути щільність розподілу головних компонент. Оскільки маємо справу з вибіркою і вибірковими характеристиками, потрібно побудувати гістограму, адже це і є вибіркова характеристика, що відповідає щільності.

Побудуємо j -й стовбець гістограми для виборки з k -ї строки матриці Y

$$h_j^k = \frac{1}{m} \cdot \sum_{i=1}^m \mathbb{1}(y_i^k \in I_j^k), \quad j = \overline{1, N}, \quad k = \overline{1, p}$$

де I^k — набір напівінтервалів, що розбиває відрізок $\left[\min_{i=\overline{1, m}} y_i^k; \max_{i=\overline{1, m}} y_i^k \right]$ на N

рівних частин. Для вибору N можна скористатися досить відомою формулою Стюрджеса (Sturges' formula) [2]

$$N = \lfloor \log_2 m \rfloor + 1$$

Маємо матрицю гістограм

$$H = \begin{bmatrix} h_1^1 & h_2^1 & \dots & h_N^1 \\ h_1^2 & h_2^2 & \dots & h_N^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_1^p & h_2^p & \dots & h_N^p \end{bmatrix}$$

і напівінтервалів, що відповідають кожному стовбчику кожної гістограми

$$I = \begin{bmatrix} I_1^1 & I_2^1 & \dots & I_N^1 \\ I_1^2 & I_2^2 & \dots & I_N^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I_1^p & I_2^p & \dots & I_N^p \end{bmatrix}$$

1.1.3 Критерій узгодженості Пірсона χ^2

Гістограма може використовуватися не тільки для графічної інтерпретації отриманих даних, але й для віднесення вибірки до якогось відомого розподілу. Відповідь на питання “Чи дійсно вибірка y_1^k, \dots, y_m^k має розподіл F^k ?” може надати критерій узгодженості Пірсона.

Розглянемо вектор

$$\eta^k = \left[\frac{\nu_1^k - m \cdot \rho_1^k}{\sqrt{m \cdot \rho_1^k}}, \dots, \frac{\nu_N^k - m \cdot \rho_N^k}{\sqrt{m \cdot \rho_N^k}} \right]$$

Знайдемо його характеристичну функцію

$$\varphi_{\eta^k}(\lambda) = \mathbb{M} e^{i \cdot (\lambda, \eta^k)}, \quad \lambda \in \mathbb{R}^N$$

Для зручності перепозначимо індикатор

$$\mathfrak{I}_{i,j}^k = \mathbb{1}\{y_i^k \in I_j^k\}$$

Подивимось, чому дорівнює скалярний добуток в експоненті

$$\begin{aligned} (\lambda, \eta^k) &= \sum_{j=1}^N \lambda_j \cdot \frac{\nu_j^k - m \cdot \rho_j^k}{\sqrt{m \cdot \rho_j^k}} = \sum_{j=1}^N \frac{\lambda_j}{\sqrt{m \cdot \rho_j^k}} \cdot \sum_{i=1}^m (\mathfrak{I}_{i,j}^k - \rho_j^k) = \\ &= \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^m \frac{\lambda_j}{\sqrt{m \cdot \rho_j^k}} \cdot (\mathfrak{I}_{i,j}^k - \rho_j^k) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^N \lambda_j \cdot \frac{\mathfrak{I}_{i,j}^k - \rho_j^k}{\sqrt{m \cdot \rho_j^k}} \end{aligned}$$

Бачимо суму m незалежних однаково розподілених випадкових величин. Введемо позначення

$$\mathfrak{I}_j^k = \mathbb{1}\{y_1^k \in I_j^k\}$$

А також позначимо новий випадковий вектор

$$\zeta^k = \left[\frac{\mathfrak{I}_1^k - \rho_1^k}{\sqrt{m \cdot \rho_1^k}}, \dots, \frac{\mathfrak{I}_N^k - \rho_N^k}{\sqrt{m \cdot \rho_N^k}} \right]$$

Тоді скалярний добуток прийме вигляд

$$(\lambda, \eta^k) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^N \lambda_j \cdot \zeta_j^k = \sum_{i=1}^m (\lambda, \zeta^k) = m \cdot (\lambda, \zeta^k)$$

За рахунок незалежності випадкових величин ζ_j^k маємо

$$\varphi_{\eta^k}(\lambda) = \mathbb{M} e^{i \cdot (\lambda, \eta^k)} = \mathbb{M} e^{m \cdot i \cdot (\lambda, \zeta^k)} = \left(\mathbb{M} e^{i \cdot (\lambda, \zeta^k)} \right)^m \quad (1.1)$$

Розглянемо характеристичну функцію випадкового вектора ζ^k

$$\varphi_{\zeta^k}(\lambda) = \mathbb{M} \left[\exp \left\{ i \cdot \sum_{j=1}^N \lambda_j \cdot \zeta_j^k \right\} \right] \quad (1.2)$$

Легко побачити, що

$$\begin{aligned} (\lambda, \zeta^k) &= \sum_{j=1}^N \lambda_j \cdot \zeta_j^k = \sum_{j=1}^N \lambda_j \cdot \frac{\mathfrak{I}_j^k - \rho_j^k}{\sqrt{m \cdot \rho_j^k}} = \sum_{j=1}^N \left(\frac{\lambda_j}{\sqrt{m \cdot \rho_j^k}} \cdot \mathfrak{I}_j^k - \frac{\sqrt{\rho_j^k} \cdot \lambda_j}{\sqrt{m}} \right) = \\ &= \sum_{j=1}^N \mathfrak{I}_j^k \cdot \left(\frac{\lambda_j}{\sqrt{m \cdot \rho_j^k}} - \sum_{l=1}^N \frac{\sqrt{\rho_l^k} \cdot \lambda_l}{\sqrt{m}} \right) \end{aligned}$$

Тобто характеристична функція (1.2) приймає вигляд

$$\varphi_{\zeta^k}(\lambda) = M \left[\sum_{j=1}^N \mathfrak{I}_j^k \cdot \exp \left\{ \frac{i}{\sqrt{m}} \left(\frac{\lambda_j}{\sqrt{\rho_j^k}} - \sum_{l=1}^N \sqrt{\rho_l^k} \cdot \lambda_l \right) \right\} \right]$$

Перепозначимо вираз в круглих дужках

$$\mathfrak{z}^k = \frac{\lambda_j}{\sqrt{\rho_j^k}} - \sum_{l=1}^N \sqrt{\rho_l^k} \cdot \lambda_l$$

Математичне очікування індикатора — ймовірність події, яку він перевіряє. Отже

$$\varphi_{\zeta^k}(\lambda) = \sum_{j=1}^N \rho_j^k \cdot \exp \left\{ \frac{i \cdot \mathfrak{z}^k}{\sqrt{m}} \right\}$$

Якщо розмір вибірки m буде зростати, то характеристична функція η^k (1.1) буде поводитись наступним чином

$$\begin{aligned} \lim_{m \rightarrow \infty} \varphi_{\eta^k}(\lambda) &= \lim_{m \rightarrow \infty} \left(1 + \sum_{k=1}^N p_k \cdot \left[\exp \left\{ \frac{i \cdot \mathfrak{z}^k}{\sqrt{m}} \right\} - 1 \right] \cdot \frac{m}{m} \right)^m = \\ &= \lim_{m \rightarrow \infty} \exp \left\{ m \cdot \sum_{k=1}^N p_k \cdot \left[\exp \left\{ \frac{i \cdot \mathfrak{z}^k}{\sqrt{m}} \right\} - 1 \right] \right\} \end{aligned}$$

Для $\exp \left\{ \frac{i \cdot \mathfrak{z}^k}{\sqrt{m}} \right\}$ використаємо співвідношення

$$e^\alpha - 1 \approx \alpha + \frac{\alpha^2}{2}, \quad \alpha \ll 1$$

Маємо

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^N \rho_j^k \cdot \frac{i \cdot \mathfrak{z}^k}{\sqrt{m}} &= \sum_{j=1}^N \rho_j^k \cdot \frac{i}{\sqrt{m}} \cdot \left(\frac{\lambda_j}{\sqrt{\rho_j^k}} - \sum_{l=1}^N \sqrt{\rho_l^k} \cdot \lambda_l \right) = \\ &= \frac{i}{\sqrt{m}} \cdot \left(\sum_{j=1}^N \sqrt{\rho_j^k} \cdot \lambda_j - \sum_{l=1}^N \sqrt{\rho_l^k} \cdot \lambda_l \right) = 0, \\ \sum_{j=1}^N \rho_j^k \cdot \left(\frac{i \cdot \mathfrak{z}^k}{\sqrt{m}} \right)^2 &= - \sum_{j=1}^N \frac{\rho_j^k}{m} \cdot \left(\frac{\lambda_j}{\sqrt{\rho_j^k}} - \sum_{l=1}^N \sqrt{\rho_l^k} \cdot \lambda_l \right)^2 = \\ &= -\frac{1}{m} \cdot \left[\sum_{j=1}^N \lambda_j - \left(\sum_{l=1}^N \sqrt{\rho_l^k} \cdot \lambda_l \right)^2 \right] \end{aligned}$$

Тому

$$\begin{aligned} \lim_{m \rightarrow \infty} \varphi_{\eta^k}(\lambda) &= \lim_{m \rightarrow \infty} \exp \left\{ -\frac{m}{m \cdot 2} \cdot \left[\sum_{j=1}^N \lambda_j - \left(\sum_{l=1}^N \sqrt{\rho_l^k} \cdot \lambda_l \right)^2 \right] \right\} = \\ &= \exp \left\{ -\frac{1}{2} \cdot \left[\sum_{j=1}^N \lambda_j - \left(\sum_{l=1}^N \sqrt{\rho_l^k} \cdot \lambda_l \right)^2 \right] \right\} = e^{-\frac{1}{2} \cdot (A^k \lambda, \lambda)} \end{aligned}$$

Матриця A^k побудована наступним чином

$$A^k = \left\| \delta_{ij} - \sqrt{\rho_i^k} \cdot \sqrt{\rho_j^k} \right\|_{i=1}^n$$

Симетричність матриці очевидна, тому треба довести її невід'ємну визначеність, щоб стверджувати, що вона є коваріаційною. Для цього візьмемо вектор

$$e^k = \left[\sqrt{\rho_1^k}, \dots, \sqrt{\rho_N^k} \right], \quad \|e^k\| = 1$$

Тоді бачимо, що

$$(A^k \lambda, \lambda) = \|\lambda\|^2 - (\lambda, e^k)^2 \quad (1.3)$$

З нерівності Коші маємо

$$\|(\lambda, e^k)\| \leq \|\lambda\| \cdot \|e^k\| = \|\lambda\|$$

Тобто матриця є дійсно невід’ємно визначеною і вектор η^k розподілений за нормальним законом з нульовим середнім і коваріаційною матрицею A^k .

Для подальших розрахунків розглянемо стандартний гаусівський вектор як суму випадкових нормально розподілених випадкових величин в стандартному базисі \mathbb{R}^N , який позначимо $[e_1, \dots, e_N]$

$$\xi = \sum_{j=1}^N \xi_j \cdot e_j \sim N(\vec{0}, I)$$

Згадаємо, що ортогональні перетворення U зберігають відстані, а також справедливо наступне

$$U\xi \sim N(0, UIU^{-1}) \sim N(\vec{0}, I)$$

Також ортонормований базис залишається ортонормованим базисом після ортогонального перетворення U . Оберемо такий оператор U , щоб набір $[e_1, \dots, e_N]$ під його дією перетворився на $[f_1, \dots, f_N]$, де

$$f_1 = e^k = \left[\sqrt{\rho_1^k}, \dots, \sqrt{\rho_N^k} \right]$$

Тоді маємо вектор

$$U\xi = \hat{\xi} = \sum_{j=1}^N \hat{\xi}_j \cdot f_j \sim N(\vec{0}, I)$$

Подивимось, який розподіл має наступний вектор

$$\Upsilon = \sum_{j=2}^N \hat{\xi}_j \cdot f_j = \hat{\xi} - \hat{\xi}_1 \cdot e^k$$

Для цього розглянемо квадратичну форму

$$M(\Upsilon, \lambda)^2 = \sum_{j=2}^N (\lambda, f_j)^2 = \sum_{j=1}^N (\lambda, f_j)^2 - (\lambda, f_1)^2 = \|\lambda\|^2 - (\lambda, e^k)^2 = (A^k \lambda, \lambda)$$

З рівності (1.3) бачимо, що випадкові вектори η^k та Υ мають однаковий розподіл. Отже, розподіли їх норм теж співпадають. Оскільки сума $N - 1$ квадратів

незалежних стандартних гаусових випадкових величин має розподіл Пірсона з $N - 1$ ступенями вільності

$$\|\Upsilon\|^2 = \sum_{j=2}^N \xi_j^2 \sim \chi_{N-1}^2$$

Маємо

$$\|\eta^k\| = \sum_{j=1}^N \frac{(\nu_j^k - m \cdot \rho_j^k)^2}{m \cdot \rho_j^k} = m \cdot \sum_{j=1}^N \frac{(h_j^k - \rho_j^k)^2}{\rho_j^k} \sim \chi_{N-1}^2$$

Останнє співвідношення дає змогу перевіряти належність виборки y_1^k, \dots, y_m^k до розподілу F^k . Перевірка виглядає наступним чином.

Розглянемо випадкову величину

$$R^k = m \cdot \sum_{j=1}^N \frac{(h_j^k - \rho_j^k)^2}{\rho_j^k} \quad (1.4)$$

Обираємо рівень значущості α для функції розподілу χ_{N-1}^2 і шукаємо відповідне до кількості ступенів вільності r_α . Рівень значущості — ймовірність помилки першого роду, тобто ймовірність того, що буде відкинута вірна гіпотеза

$$\mathbb{P}(\chi_{N-1}^2 \geq r_\alpha) = \alpha$$

Якщо $R^k \leq r_\alpha$, то гіпотеза про те, що вибірка Y^k дійсно має розподіл F^k , приймається.

Розглянемо той випадок, коли ймовірність ρ_i^k відгадана невірно. Повернемося до формули (1.4)

$$R^k = \sum_{j=1}^N \frac{(\nu_j^k - m \cdot \rho_j^k)^2}{m \cdot \rho_j^k}$$

Всі члени суми є невід'ємними. Якщо хоча б один елемент буде завеликим, то великою буде вся сума. Маємо випадкову величину η

$$\eta = \nu_i^k - m \cdot \rho_i^k = \sum_{j=1}^m (\xi_j - \rho_i^k), \quad \mathbb{1}(y_j^k \in I_i^k) = \xi_j$$

Якщо ρ_i^k вгадано невірно, то воно не дорівнює математичному очікуванню індикатора. Додамо та віднімемо справжнє математичне очікування

$$\eta = \sum_{j=1}^m (\xi_j - M \xi_1 + M \xi_1 - \rho_i^k) = \sum_{j=1}^m (\xi_j - M \xi_1) + \sum_{j=1}^m (M \xi_1 - \rho_i^k)$$

Останній доданок є просто різницею, помноженою на m

$$\eta = \sum_{j=1}^m (\xi_j - M \xi_1) + m \cdot (M \xi_1 - \rho_i^k)$$

Поділимо на \sqrt{m} , щоб скористатися центральною граничною теоремою

$$\frac{\eta}{\sqrt{m}} = \frac{1}{\sqrt{m}} \cdot \sum_{j=1}^m (\xi_j - M \xi_1) + \frac{1}{\sqrt{m}} \cdot m \cdot (M \xi_1 - \rho_i^k)$$

Перший доданок асимптотично має розподіл $N(0, \sigma^2)$, де σ^2 — дисперсія випадкової величини ξ_1 для достатньо великих m . Отже, вся сума зростає пропорційно до \sqrt{m}

$$\frac{\eta}{\sqrt{m}} = \frac{1}{\sqrt{m}} \cdot \sum_{j=1}^m (\xi_j - M \xi_1) + \sqrt{m} \cdot (M \xi_1 - \rho_i^k) \sim \sqrt{m} \cdot (M \xi_1 - \rho_i^k)$$

Тобто зараз R^k буде зростати пропорційно до величини m , і буде великим у порівнянні з r_α , що призведе до відхилення невірної гіпотези.

1.1.4 Типи вищої нервової діяльності

Для визначення того, які показники вимірювати і яким чином, скористуємось відомою класифікацією типів вищої нервової діяльності.

Згідно з Павловим[3] типи вищої нервової діяльності характеризуються трьома показниками: сила нервової системи (сильна або слабка), врівноваженість (врівноважена або неврівноважена) та рухливість (рухлива або інертна). Павлов розглядає 4 комбінації цих показників з 8 можливих:

- 1) Слабка
- 2) Сильна та неврівноважена
- 3) Сильна, врівноважена та інертна
- 4) Сильна, врівноважена та рухлива

Далі ці класи (комбінації) будуть називатися відповідно слабкий, неврівноважений, інертний та рухливий.

1.1.5 Теппінг-тест (Tapping rate)

Існують відомі залежності між типом вищої нервової діяльності та зміною максимального темпу рухів кистю руки з часом. Протягом 30 секунд людина намагається притримуватися максимально можливого для себе темпу. Показники темпу фіксуються через кожні 5 секунд, а далі по 6 отриманим точкам будується крива темпа руху. [4]

Для тесту можна використовувати ручку (олівець) і папір, або телеграф. Сучасні технології дозволяють проводити тест за допомогою клавіатури комп'ютера або екрану планшета.

З олівцем і папіром тест поводитьсь наступним чином:

- 1) На папері креслиться 6 квадратів
- 2) Людина починає ставити якомога більше точок в першому квадраті впродовж перших 5 секунд
- 3) Коли проходить 5 секунд, потрібно перейти до наступного квадрату і ставити точки там
- 4) Процедура повторюється до тих пір, доки не пройде 30 секунд — в кінці буде заповнено всі 6 квадратів

Далі підраховується кількість точок в кожному квадраті та малюється ламана, де горизонтальна вісь відповідає номеру часового проміжку (номеру квадрата),

а вертикальна відповідає кількості точок в квадраті.

Трактуються отримані дані наступним чином:

- 1) Спадна ламана відповідає слабкому типу (рис. 1.1д). Вона спадає після перших 5 секунд тесту і не повертається до початкового рівня
- 2) Ламана, що спочатку зростає, а після 10-15 секунд спадає нижче початкового рівня (проміжна між рівною та опуклою) відповідає неврівноваженому типу (рис. 1.1б).
- 3) Ввігнута ламана відповідає інертному типу (рис. 1.1г). Вона спочатку спадає, а на 25-30 секундах може зрости до початкового темпу
- 4) Опукла ламана відповідає рухливому типу (рис. 1.1а). Це така ламана, що зростає в перші 10-15 секунд тесту, а після 25-30 секунд повертається або падає нижче початкового рівня
- 5) Також темп може залишатися приблизно на одному рівні протягом усього тесту, що є оптимальним для складання іспитів (рис. 1.1в).

Достовірним відхиленням достатньо вважати різницю в два і більше натиснення між двома сусідніми п'ятисекундними проміжками. [4]

Оскільки цей тест заснований на вимірюванні витривалості нервової системи людини за умови максимального навантаження та перевіряє темп реагування (натиснення) на подразнювачі (внутрішній подразнювач — команда собі “треба тиснути”), було вирішено використовувати відомі вигляди кривих (рис. 1.1) при моделюванні результатів виконання завдань однакової складності.

Потрібно зауважити, що швидкість розв'язування задач може змінюватися з досвідом. Тобто, якщо студент зі слабкою нервовою системою буде тренуватися виконувати завдання, то його показники з часом перейдуть на якісно новий рівень. Щодо студентів з сильною нервовою системою: швидкість не завжди означає якість виконання завдань.

Завдання системи — класифікувати студентів в автоматичному режимі, з метою подальшого надання порад викладачам практичних занять щодо підвище-

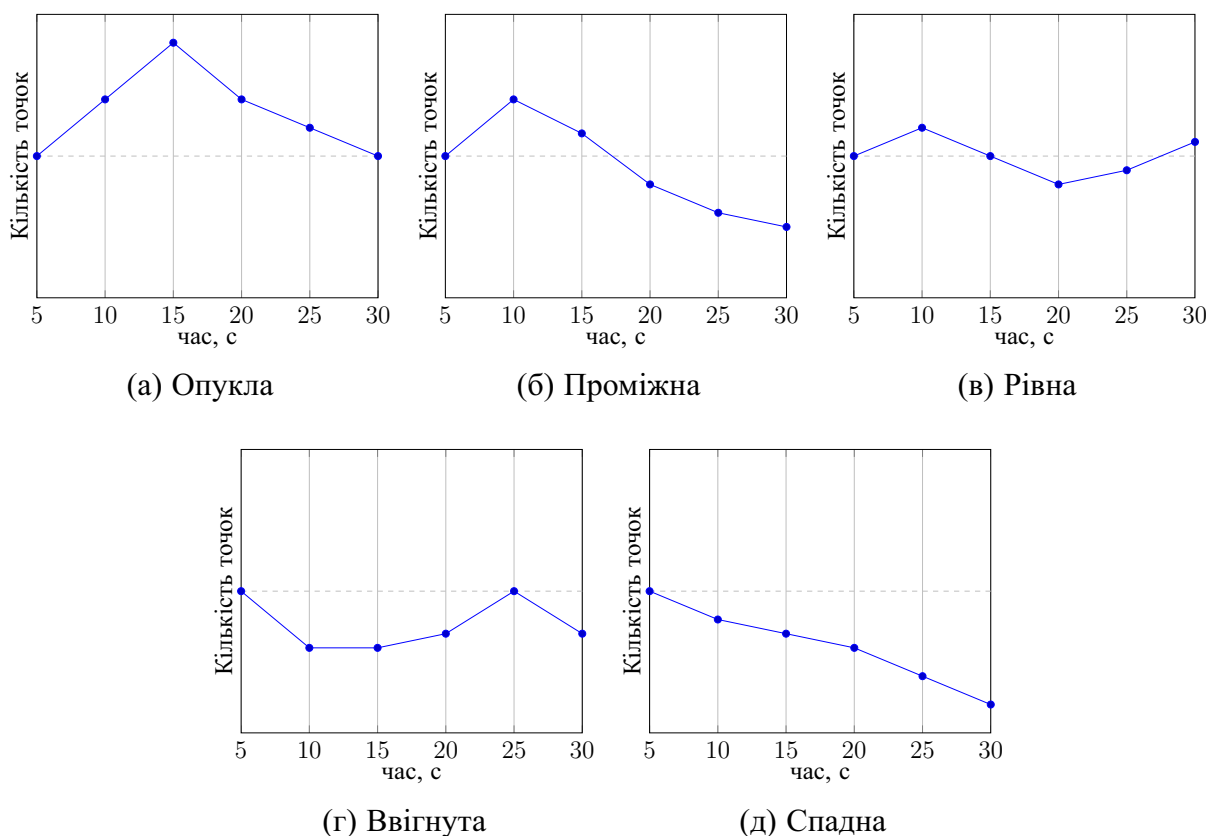


Рисунок 1.1 — Загальний вигляд залежностей кількості поставлених точок від часу. Пунктирна лінія — кількість точок в перші 5 секунд

ння продуктивності роботи кожного студента. Це полегшує знаходження індивідуального підходу. Наприклад, тим, хто надто швидко втомлюється, потрібно розв'язувати якомога більше базових завдань, що не є складними, але розв'язок яких повинен бути на рівні рефлексів. Студентам, які поспішають, буде корисно ретельно коментувати у письмовій формі хід своїх думок, щоб вгамуватися та підвищити свою уважність.

Для тесту було обрано саме 30-секундний проміжок часу, адже спочатку виміри виконувалися протягом однієї хвилини і було виявлено, що найважливіша інформація отримується протягом перших 20-25 секунд, а далі лише марно втрачається час та сили тестованого. [4]

1.2 Моделювання

1.2.1 Процес Пуассона

Щоб моделювати темп виконання студентами контрольних задач, використаємо відомі дані з психології щодо ритму виконання теппінг-тесту для людей з різними типами вищої нервової діяльності. Оскільки постукування є потоком однорідних випадкових подій, змоделюємо їх як реалізації процесу Пуассона.

Нехай $\{N(t) | t \geq 0\}$ — процес Пуассона з інтенсивністю $\lambda(t)$. Маємо 7 контрольних точок на часовій вісі $t_0 = 0, t_1 = 5, \dots, t_6 = 30$. Введемо відрізок часу T , за який проводиться вимірювання, та проміжки T_i , на які його розбито в експерименті

$$T = (0, 30], \quad T_i = (t_{i-1}, t_i], \quad i = \overline{1, 6}$$

Нехай ν_i визначається наступним чином

$$\nu_i = N(t_i) - N(t_{i-1}), \quad i = \overline{1, 6}$$

Тоді ν_i — випадкова величина, що має розподіл Пуассона з параметром λ_i , де [5]

$$\lambda_i = m(T_i) = \int_{t_{i-1}}^{t_i} \lambda(\tau) d\tau, \quad i = \overline{1, 6}$$

Функція m — міра інтенсивності. [6]

Проміжки T_i утворюють розбиття множини T , а отже не перетинаються. Це означає, що випадкові величини ν_i незалежні між собою, і є можливість згенерувати процес натискання за допомогою 6 незалежних випадкових величин, що мають розподіл Пуассона.

Інтенсивність (параметр λ) є математичним очікуванням випадкової величини, що має розподіл Пуассона. Маючи результати реальних експериментів,

можна обчислити середні значення кількості постукувань для кожного часового проміжку T_i , а отримані результати використовувати в якості параметрів λ_i .

Візьмемо значення відомого експерименту з підручника [4], які зображено на рис. 1.2. Оскільки результат один, то його значення будуть середніми з вибірки, що складається з одного вектора — їх і використаємо в якості параметрів λ_i . На рис. 1.3а зображено різні реалізації послідовності випадкових величин, що розподілені за законом Пуассона з параметрами

$$[\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4, \lambda_5, \lambda_6] = [43, 40, 38, 37, 38, 35]$$

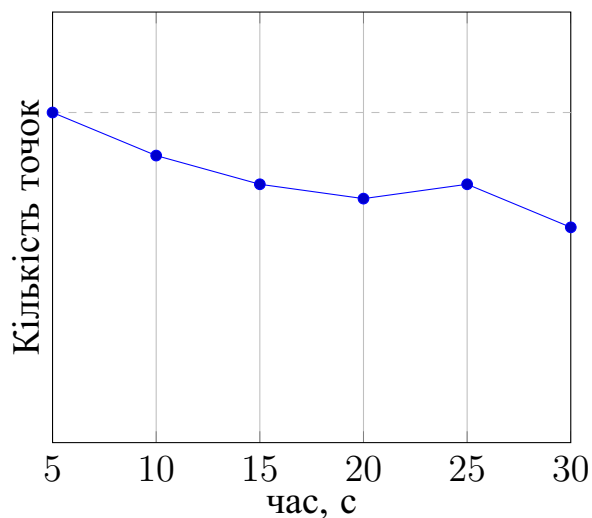


Рисунок 1.2 — Спадна ламана, побудована на основі даних з книги Ільїна

1.2.2 Квадратична апроксимація методом найменших квадратів

Види результуючих ламаних (опукла, ввігнута, рівна, спадна) можна представити квадратичними функціями виду

$$y(t) = a \cdot t^2 + b \cdot t + c$$

На рис. 1.3б зображено реалізації послідовності випадкових величин, що

розподілені за законом Пуассона, та криві, що є результатом апроксимації цих реалізацій.

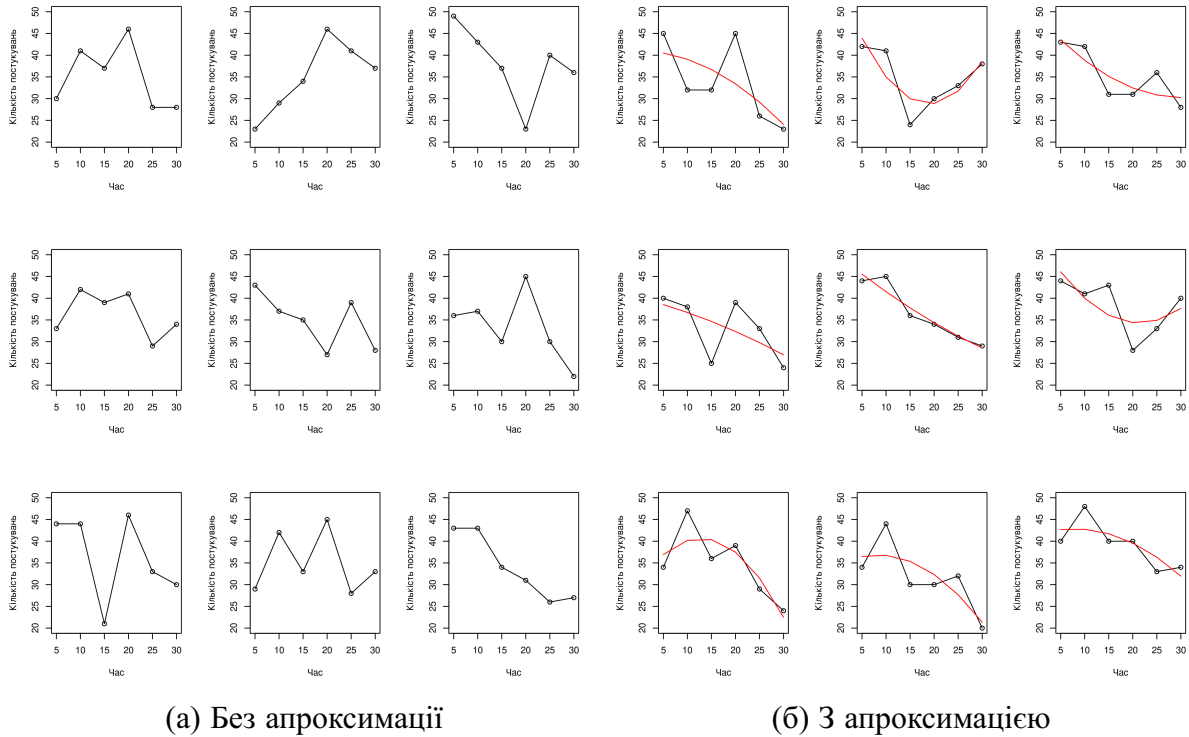


Рисунок 1.3 — Приклади результатів моделювання

Щоб представити результати у вигляді квадратичних функцій, використаємо метод найменших квадратів. Нехай $\{y_i \mid i = \overline{1, 6}\}$ — результати поточного теппінг-тесту. Суть методу полягає в знаходженні таких коефіцієнтів a , b і c , з якими наступна величина приймає мінімальне значення

$$R^2(a, b, c) = \sum_{i=1}^6 (a \cdot t_i^2 + b \cdot t_i + c - y_i)^2$$

Для цього треба взяти часткові похідні по кожному коефіцієнту, прирівняти ці похідні до нуля та розв'язати отриману систему

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^6 2 \cdot (a \cdot t_i^2 + b \cdot t_i + c - y_i) &= 0 \\ \sum_{i=1}^6 2 \cdot t_i \cdot (a \cdot t_i^2 + b \cdot t_i + c - y_i) &= 0 \\ \sum_{i=1}^6 2 \cdot t_i^2 \cdot (a \cdot t_i^2 + b \cdot t_i + c - y_i) &= 0 \end{cases}$$

Цю систему можна переписати в матричному вигляді наступним чином

$$\begin{bmatrix} \sum_{i=1}^6 t_i^2 & \sum_{i=1}^6 t_i & \sum_{i=1}^6 1 \\ \sum_{i=1}^6 t_i^3 & \sum_{i=1}^6 t_i^2 & \sum_{i=1}^6 t_i \\ \sum_{i=1}^6 t_i^4 & \sum_{i=1}^6 t_i^3 & \sum_{i=1}^6 t_i^2 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^6 y_i \\ \sum_{i=1}^6 y_i \cdot t_i \\ \sum_{i=1}^6 y_i \cdot t_i^2 \end{bmatrix}$$

Введемо позначення:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^6 1 &= N, \\ \sum_{i=1}^6 t_i^k &= X^k, \quad k = \overline{1, 4} \\ \sum_{i=1}^6 y_i \cdot t_i^k &= YX^k, \quad k = \overline{0, 2} \end{aligned}$$

Рівняння прийняло наступний вигляд

$$\begin{bmatrix} X^2 & X & N \\ X^3 & X^2 & X \\ X^4 & X^3 & X^2 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y \\ YX \\ YX^2 \end{bmatrix}$$

Використаємо метод Крамера для розв'язання системи лінійних рівнянь. Визначник Δ

$$\begin{aligned} \Delta &= X^2 \cdot (X^2 \cdot X^2 - X \cdot X^3) - X \cdot (X^3 \cdot X^2 - X \cdot X^4) \\ &\quad + N \cdot (X^3 \cdot X^3 - X^2 \cdot X^4) \end{aligned}$$

Визначник Δ_a

$$\begin{aligned} \Delta_a &= Y \cdot (X^2 \cdot X^2 - X \cdot X^3) - YX \cdot (X \cdot X^2 - N \cdot X^3) \\ &\quad + YX^2 \cdot (X \cdot X - N \cdot X^2) \end{aligned}$$

Визначник Δ_b

$$\begin{aligned} \Delta_b &= -Y \cdot (X^3 \cdot X^2 - X \cdot X^4) + YX \cdot (X^2 \cdot X^2 - N \cdot X^4) \\ &\quad - YX^2 \cdot (X^2 \cdot X - N \cdot X^3) \end{aligned}$$

Визначник Δ_c

$$\begin{aligned}\Delta_c = Y \cdot (X^3 \cdot X^3 - X^2 \cdot X^4) - YX \cdot (X^2 \cdot X^3 - X \cdot X^4) \\ + YX^2 \cdot (X^2 \cdot X^2 - X \cdot X^3)\end{aligned}$$

Відомо, що розв'язками є наступні вирази

$$a = \frac{\Delta_a}{\Delta}, \quad b = \frac{\Delta_b}{\Delta}, \quad c = \frac{\Delta_c}{\Delta}$$

Бачимо, що параметри — лінійні комбінації y_i , а коефіцієнти при y_i — раціональні дробі. Тобто можна записати розв'язки наступним чином

$$a = \sum_{i=1}^6 y_i \cdot \frac{a_i}{\Delta}, \quad b = \sum_{i=1}^6 y_i \cdot \frac{b_i}{\Delta}, \quad c = \sum_{i=1}^6 y_i \cdot \frac{c_i}{\Delta}$$

1.2.3 Аналіз квадратичної апроксимації

Запишемо умови, що накладаються на a , b і c , за яких отримана парабола відповідає раніше введеним типам вищої нервової діяльності. Введемо такі позначення: t_{max} і t_{min} — точки, в яких парабола досягає локального максимуму та мінімуму на відрізку $[t_1, t_6]$ відповідно. $\varepsilon = 1$ буде відповідати відхиленню від початкового значення функції, яке вважається суттєвим. t_1 і t_6 , як і раніше, є точками першого та останнього спостереження відповідно.

Пряма ламана весь час тримається приблизно на початковому рівні

$$\begin{cases} y(t_{max}) - y(t_1) \leq \varepsilon \\ y(t_1) - y(t_{min}) \leq \varepsilon \end{cases}$$

Спадна ламана спадає після моменту t_1 , і не повертається до початкового положення

$$\begin{cases} t_{max} = t_1 \\ y(t_{max}) - y(t_{min}) > \varepsilon \end{cases}$$

Проміжна ламана спочатку зростає, потім не пізніше моменту часу t_3 починає спадати нижче початкового рівня

$$\left\{ \begin{array}{l} t_2 \leq t_{max} \leq t_3 < t_{min} \\ y(t_{max}) - y(t_1) > \varepsilon \\ y(t_1) - y(t_{min}) > \varepsilon \end{array} \right.$$

Опукла ламана спочатку зростає, не пізніше моменту t_3 починає спадати, а до моменту t_6 повертається до початкового рівня або спадає нижче нього.

$$\left\{ \begin{array}{l} t_2 \leq t_{max} \leq t_3 < t_{min} \\ y(t_{max}) - y(t_1) > \varepsilon \\ y(t_6) \leq y(t_1) \end{array} \right.$$

ВИСНОВКИ

В ході роботи було досліджено відомі статистичні методи обробки даних та психологічні особливості студентів, що доможуть створити систему тестування, яка буде більш об'єктивною, ніж класичні аналоги. Також було розпочато моделювання, за допомогою якого будуть виконані перші кроки в створенні та тестуванні системи.

Метод головних компонент буде використано для виявлення найвагоміших рис (головних компонент) поведінки студентів під час виконання тестів. Для його застосування було вирішено розбити час розв'язання тестових завдань на скінченну кількість відрізків — дискретизувати час.

За допомогою критерію узгодженості Пірсона буде перевірено гіпотези щодо розподілів головних компонент, які були знайдені на попередньому кроці. Оскільки вони будуть лінійними комбінаціями інших елементів виборки, можна припустити, що розподіл буде нормальним — залишиться визначити середнє та дисперсію кожної головної компоненти.

Дані з психології надали матеріал, на основі якого можна розділити людей на кілька категорій, кожна з яких має свої особливості. На основі цього було вирішено, які поради система буде надавати викладачеві практичних занять щодо роботи з різними студентами.

Наразі останнім етапом є моделювання темпу виконання студентами контрольних задач на основі відомих з психології фактів щодо типів вищої нервової діяльності. Генеруються псевдовипадкові величини, що мають розподіл Пуассона; щоб не було занадто великих перепадів, результати було апроксимовано за допомогою методу найменших квадратів до поліномів другого порядку.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Айвазян, С.А. Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности : Справочное издание / С.А. Айвазян. — Финансы и статистика, 1989.
2. *Sturges, Herbert A.* The Choice of a Class Interval / Herbert A. Sturges // *J-AM-STAT-ASSOC.* — 1926. — March. — Vol. 21, no. 153. — Pp. 65–66.
3. Павлов, И.П. Двадцатилетний опыт объективного изучения высшей деятельности (поведения) животных / И.П. Павлов. — Государственное издательство Москва-Петроград, 1923.
4. Ильин, Е.П. Дифференциальная психофизиология / Е.П. Ильин. Серия Учебник нового века. — Питер, 2001.
5. Булинский, А.В. Теория случайных процессов / А.В. Булинский, А.Н. Ширяев. Теория вероятностей. Математическая статистика : ТВМС. — Физматлит, 2003. <https://books.google.com.ua/books?id=4uihGwAACAAJ>.
6. *Kingman, J.F.C.* Poisson Processes / J.F.C. Kingman. Oxford studies in probability. — Clarendon Press, 1992. <https://books.google.com.ua/books?id=VEiM-OtwDHkC>.

ДОДАТОК А

Лістинг коду програми, яка моделює результати теплінг-тесту

```

1  library(NHPPoisson)
2  wideScreen();
3  # Read command line arguments
4  args <- commandArgs(TRUE);
5  displayApproximation <- FALSE;
6  if (length(args) > 0 && args[1] == "approximation") {
7      displayApproximation <- TRUE;
8  }
9  # Init cells for charts
10 n <- 3;
11 m <- 3;
12 png('output.png', width=18, height=22, units="cm", res=300);
13 par(mfrow=c(n,m));
14 # Parameters
15 time <- seq(5, 30, 5);
16 sample.size = length(time);
17 lambda.default = c(40, 38, 36, 34, 32, 30, 0);
18 # Fill every cell
19 for (i in 1:(n*m)) {
20     # Generate non-homogeneous Poisson process
21     aux <- simNHP.fun(lambda=lambda.default);
22     # Calculate number of events in every time interval (we have sample.size of them)
23     cur <- unlist((Map(function(x) length(aux$posNH[aux$posNH==x]), 1:(sample.size))));
24     # Calculate approximation
25     model <- lm(cur ~ poly(time, 2, raw=TRUE));
26     predictedcounts <- predict(model);
27     # Plot
28     plot(time, cur, xlab="Час", ylab="Кількість постукувань", ylim=c(20,50));
29     lines(time, cur);
30     if (displayApproximation) {
31         lines(time, predictedcounts, col='red');
32     }
33 }
34 dev.off();

```