

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

Кафедра математичних методів захисту інформації

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри

(підпис) (ініціали, прізвище)
“ ” 2015 р.

Дипломна робота

освітньо-кваліфікаційного рівня «бакалавр»

з напрямку підготовки 6.040301 «Прикладна математика»

на тему: «Розробка автоматизованого тестуючого комплексу,

що враховує психологічні особливості студентів»

Виконав: студент 4 курсу групи ФІ-13 Кригін Валерій Михайлович

Керівник д-р ф.-м. наук, професор Дороговцев Андрій Анатолійович

Рецензент к. т. н., доцент Головенкін Володимир Павлович

(підпис)

(підпис)

(підпис)

Засвідчую, що у цій дипломній роботі
немає запозичень з праць інших авторів
без відповідних посилань.

Студент _____

Київ 2015

ЗМІСТ

1 Вступ	3
1.1 Обґрунтування та актуальність роботи	3
1.2 Мета та завдання	3
2 Основна частина	4
2.1 Теоретичні відомості	4
2.1.1 Метод головних компонент	4
2.1.2 Гістограма	7
2.1.3 Критерій узгодженості Пірсона χ^2	8
2.1.4 Типи вищої нервової діяльності	14
2.1.5 Теппінг-тест (Tapping rate)	15
Перелік посилань	18

1 ВСТУП

1.1 Обґрунтування та актуальність роботи

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.

1.2 Мета та завдання

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 ефективної та об'єктивної процедури оцінки знань студентів
- 3) Розробити програмний комплекс тестування й обробки результатів
- 4) Моделювання

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

2 ОСНОВНА ЧАСТИНА

2.1 Теоретичні відомості

2.1.1 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

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

2.1.2 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

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

2.1.3 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

$$\varphi_{\eta^k}(\lambda) = \mathbb{M} e^{i \cdot (\lambda, \eta^k)} = \mathbb{M} e^{m \cdot i \cdot (\lambda, \zeta^k)} = \left(\mathbb{M} e^{i \cdot (\lambda, \zeta^k)} \right)^m \quad (2.1)$$

Розглянемо характеристичну функцію випадкового вектора ζ^k

$$\varphi_{\zeta^k}(\lambda) = \mathbb{M} \left[\exp \left\{ i \cdot \sum_{j=1}^N \lambda_j \cdot \zeta_j^k \right\} \right] \quad (2.2)$$

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 (2.2) приймає вигляд

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

Перепознаємо 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 (2.1) 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

$$(A^k \lambda, \lambda) = \|\lambda\|^2 - (\lambda, e^k)^2 \quad (2.3)$$

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 $[e_1, \dots, e_N]$

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

Згадуємо, 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 (2.3) 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

$$R^k = m \cdot \sum_{j=1}^N \frac{(h_j^k - \rho_j^k)^2}{\rho_j^k} \quad (2.4)$$

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 (2.4)

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

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

2.1.4 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.

2.1.5 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 поводитьься 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. 2.1д). 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. 2.1б).
- 3) Ввігнута ламана відповідає інертному типу (рис. 2.1г). Вона спочатку спадає, а на 25-30 секундах може зрости до початкового темпу
- 4) Опукла ламана відповідає рухливому типу (рис. 2.1а). 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. 2.1в).

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. 2.1) при моделюванні студентів під час 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. Потрібно лише виявити, який ритм роботи ефективний та яким чином “тренувати” студентів.

При використанні теппінг-тесту в якості сировини виникає потреба у ди-

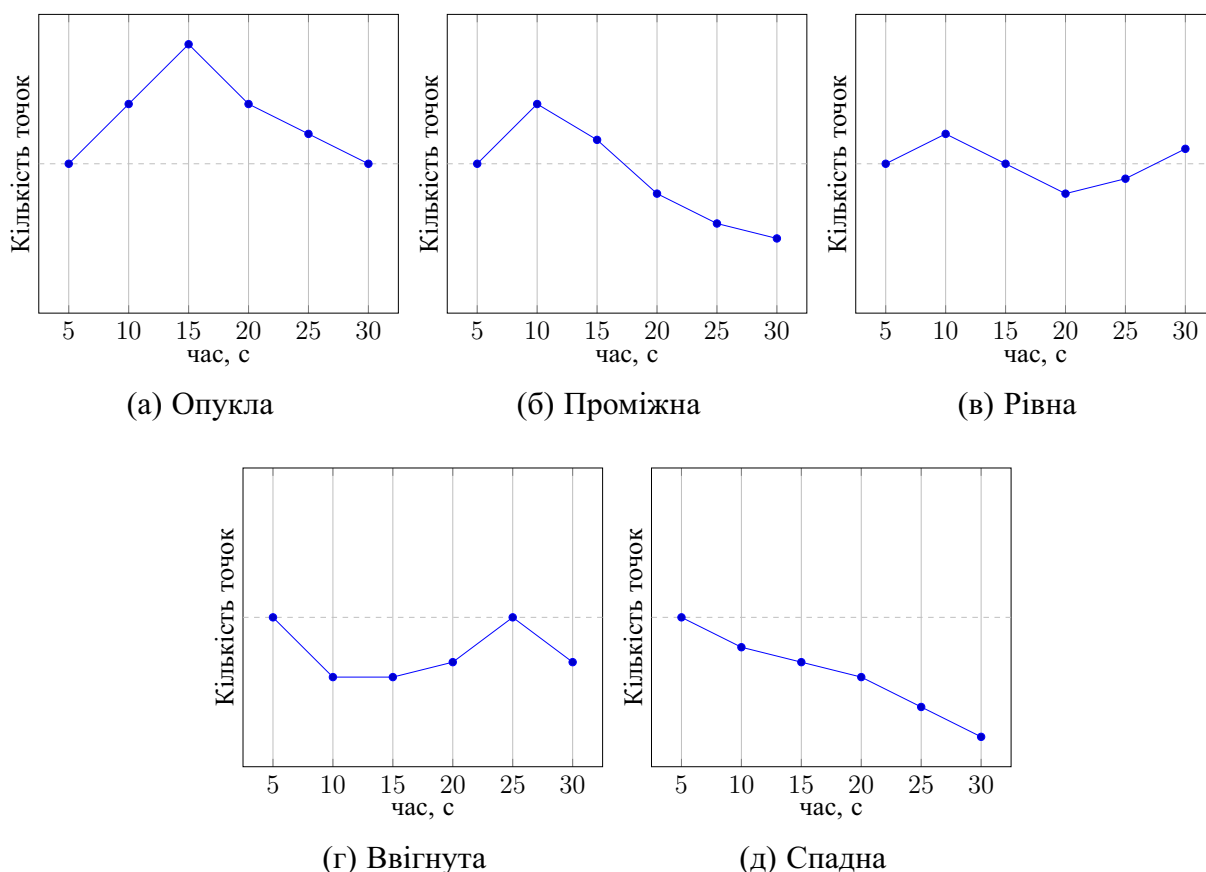


Рисунок 2.1 — Загальний вигляд залежностей кількості поставлених точок від часу. Пунктирна лінія — кількість точок в перші 5 секунд

ференціюванні студентів за знанням галузей, до яких відносяться задачі. Тобто, якщо завдання однакової складності, то вони можуть перевіряти знання лише в тому випадку, коли відносяться до різних тем, які студент може знати або ні. В обох випадках студенту може знадобитися час на те, щоб згенерувати відповідь або принаймні спробувати. З'являється складність: в межах одного завдання у студента виникає кілька підзадач, кількість яких залежить від методу розв'язання, що він обере, і неможливо наперед вирахувати всі можливі способи вирішення тієї чи іншої проблеми.

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.