

Використання алгоритмів машинного навчання може допомогти автоматизувати процес виявлення та зменшити залежність від ручних підходів на основі правил або сигнатур. Ця автоматизація дозволяє ефективно та своєчасно виявляти потенційні вторгнення, дозволяючи організаціям швидко реагувати та пом'якшувати вплив неавторизованого доступу.

Результати цього дослідження дають цінну інформацію для розробки передових систем виявлення вторгнень. Оптимальні методи вибору функцій і методи попередньої обробки даних, виявлені під час дослідження, сприяють вдосконаленню майбутніх алгоритмів виявлення вторгнень, покращуючи їх продуктивність і точність.

### Література

1. М. В. Грайворонський, О. М. Новіков. Безпека інформаційно-комунікаційних систем — 2009. — 608 с
2. Naive Bayes – Scikit learn [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: [https://scikit-learn.org/stable/modules/naive\\_bayes.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/naive_bayes.html)
3. Mukherjee S. and Sharma N., “Intrusion Detection using Naive Bayes Classifier with Feature Reduction,” *Procedia Technology*, vol. 4, 2012.
4. Kanagalakshmi R. and Naveen Antony V., “Network Intrusion Detection Using Hidden Naive Bayes Multiclass Classifier Model,” *International Journal of Science, Technology and Management*, vol. 3, no. 12, 2014

КРАСНИТСЬКИЙ С.М., СВЕРГУН М.М.

### РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ ЛІНІЙНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ЧИСЛОВИХ ПОКАЗНИКІВ ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПРОЦЕСІВ

KRASNYTSKY S.M., SVERHUN M.M.

#### DEVELOPMENT OF SOFTWARE FOR LINEAR FORECASTING OF NUMERICAL INDICATORS OF TECHNOLOGICAL PROCESSES

*Develop software for linear forecasting of values of quantitative characteristics of output and input products of selected stages of technological processes, as well as for correlation analysis of relationships between these characteristics of selected stages.*

*Keywords: multi-stage technological process, covariance matrix, linear prediction.*

### Вступ

Прогнозування значень характеристик кінцевих та проміжних продуктів технологічних процесів є важливою задачею їх кількісного аналізу та керування ними. При розв'язанні таких задач виявив себе досить адекватним і був перевіреном на багатьох прикладах реальних ситуацій метод лінійного прогнозування. Оскільки метод потребує доволі

громіздких викладок з операціями над матрицями, для його реалізації необхідне відповідне програмне забезпечення.

*Мета і завдання.* Розробити програмне забезпечення для лінійного прогнозування значень кількісних характеристик вихідної та вхідної продукції виділених стадій технологічних процесів, а також для кореляційного аналізу зв'язків між цими характеристиками виділених стадій.

*Об'єкт і предмет дослідження.* Об'єктом дослідження є багатостадійні технологічні процеси виробництва текстильних матеріалів, предметом дослідження є використання лінійних методів прогнозування для прогнозування характеристик вихідної продукції однієї стадії технологічних процесів за відомими характеристиками інших стадій.

### Основна частина

Загальна математична модель багатоетапного технологічного процесу може уявлятися наступним чином. Продукт на виході  $k$ -го етапу технологічного процесу характеризується вектором числових параметрів  $y^k$ , в той час як вхід  $k$ -го етапу характеризується вихідним вектором  $(k - 1)$ -го етапу  $y^{k-1}$  і, можливо, вихідними векторами більш ранніх етапів  $y^{k-q}$ , а також векторами додаткових технологічних умов  $x^k$ . Залежності між входами та виходами етапів описуються деякими функціями  $f^k$ , які, як правило, містять в собі випадкові складові, що позначені тут як  $\varepsilon^k$ . Схематично це може бути представлено у вигляді системи рівностей типу наведеної нижче:

$$\begin{aligned}
 x^k &= (x_1^k, \dots, x_{n_k}^k), y^k = (y_1^k, \dots, y_{m_k}^k), 0 \leq k \leq N \\
 y^1 &= f^1(x^1; y^0; \varepsilon^1), \\
 &\dots\dots\dots \\
 y^k &= f^k(x^{k-q}, \dots, x^k; y^{k-r}, \dots, y^{k-1}; \varepsilon^k), 0 \leq q \leq k-1, 1 \leq r \leq k. \\
 &\dots\dots\dots \\
 y^N &= f^N(x^{N-q}, \dots, x^N; y^{N-r}, \dots, y^{N-1}; \varepsilon^N).
 \end{aligned}$$

Якби функції  $f^k$  і ймовірнісні характеристики величин  $\varepsilon^k$  були відомі, то за характеристиками вхідного продукту процесу можна було б одразу знаходити характеристики кінцевого продукту. Однак на практиці такої інформації як правило немає, і обчислення доводиться виконувати на основі додаткових або й зовсім інших підходів. Таким чином, задача

прогнозування результатів одних етапів технологічного процесу за результатами інших етапів має очевидне практичне значення.

Програма, що розроблена для розв'язання цієї задачі, дозволяє прогнозувати числові характеристики вихідних продуктів одних етапів технологічних процесів за відомими характеристиками інших етапів. Для її використання необхідно мати статистичні дані по функціонуванню досліджуваного технологічного процесу (в об'ємі, не меншому, ніж кількість показників проміжного продукту, за якими виконується прогнозування).

В якості методу прогнозування в роботі обрано *метод лінійного прогнозування*. З математичної точки зору метод полягає у наступному.

Нехай є два випадкові вектори  $X^{(1)}$  та  $X^{(2)}$  :

$$X^{(1)} = (X_1, \dots, X_q)', \quad X^{(2)} = (X_{q+1}, \dots, X_p)'$$

(Тут ' («штрих») — знак транспонування, так що  $X^{(1)}$  та  $X^{(2)}$  — вектори-стовпці). Введемо вектори середніх значень  $\mu^{(1)}$  та  $\mu^{(2)}$  :

$$\mu^{(1)} = M X_1, \quad \mu^{(2)} = M X_2$$

і коваріаційно-дисперсійні матриці

$$\Sigma_{11} = D(X^{(1)}), \quad \Sigma_{22} = D(X^{(2)}) \quad \text{і} \quad \Sigma_{12} = C(X^{(1)}, X^{(2)}), \quad \Sigma_{21} = C(X^{(2)}, X^{(1)}).$$

Зрозуміло, що  $\mu^{(1)}$  і  $\mu^{(2)}$  можна розглядати як підвектори вектора  $\mu$  математичного сподівання вектору  $X$ , а матриці  $\Sigma_{11}$ ,  $\Sigma_{22}$ ,  $\Sigma_{12}$  і  $\Sigma_{21}$  — як підматриці дисперсійної матриці  $\Sigma$  вектора  $X$ :

$$\mu = \begin{pmatrix} \mu^{(1)} \\ \mu^{(2)} \end{pmatrix}, \quad \Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{pmatrix}.$$

Припустивши невідродженість матриці  $\Sigma_{22}$ , позначимо також :

$$\Sigma_{11*2} = \Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{21},$$

За означенням, лінійний прогноз вектора  $X^{(1)}$  за вектором  $X^{(2)}$  — це функція  $\varphi = \varphi(X^{(2)})$  вигляду

$$\varphi = \varphi(X^{(2)}) = \beta_0 + B_1 X^{(2)}. \tag{1}$$

Така функція зветься ще *лінійним предиктором*. У рівності (1) параметр  $\beta_0$  — вектор, що має розмірність  $q$  (ту ж саму, що й  $X^{(1)}$ ), а  $B_1$  — матриця

розмірності  $q \times (p - q)$ . Відомо [5], що серед предикторів виду (2.1) оптимальним є предиктор  $\varphi^*$ , що задається рівністю (2).

$$\varphi^* = \varphi^*(X^{(2)}) = \mu^{(1)} + \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}(X^{(2)} - \mu^{(2)}). \quad (2)$$

У цій рівності  $\mu^{(1)}$ ,  $\mu^{(2)}$  — математичні сподівання векторів  $X^{(1)}$ ,  $X^{(2)}$  відповідно,  $\Sigma_{12}$  — взаємна коваріаційна матриця зазначених векторів,  $\Sigma_{22}^{-1}$  матриця, обернена до коваріаційної матриці  $\Sigma_{22}$  вектора  $X^{(2)}$ .

В розробленій програмі роль векторів  $X^{(1)}$ ,  $X^{(2)}$  грають набори числових характеристик обраних етапів технологічного процесу, а матриці і вектори з рівності (2) оцінюються згідно з методами максимальної правдоподібності оцінювання векторних математичних сподівань і коваріаційних матриць [1-3,10,11]. Зокрема як показано в [5], якщо  $x_1, \dots, x_n$  — вибірка з  $N(\mu, \Sigma)(p < n)$ , (всі  $x_j$  — векторні величини) то оцінками максимальної правдоподібності для  $\mu$  і  $\Sigma$  являються, відповідно вектор

$$\hat{\mu} = \bar{x} = (1/n)\sum_{\alpha} x_{\alpha} \quad (1.53)$$

та матриця

$$S = \frac{1}{n}\sum_{\alpha} (x_{\alpha} - \bar{x})(x_{\alpha} - \bar{x})'. \quad (1.54)$$

Зокрема, оцінкою найбільшої правдоподібності для  $\sigma_i^2$  являється  $s_i^2 = (1/n)\sum_{\alpha} (x_{i\alpha} - \bar{x}_i)^2 = (1/n)(\sum_{\alpha} x_{i\alpha}^2 - n\bar{x}_i^2)$ , де  $x_{i\alpha}$  є  $i$ -та компонента  $x_{\alpha}$ , и  $\bar{x}_i$  є  $i$ -та компонента  $\bar{x}$ , а оцінка найбільшої правдоподібності для  $\rho_{ij}$  дорівнює

$$\hat{\rho}_{ij} = \frac{\sum_{\alpha} (x_{i\alpha} - \bar{x}_i)(x_{j\alpha} - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_{\alpha} (x_{i\alpha} - \bar{x}_i)^2} \sqrt{\sum_{\alpha} (x_{j\alpha} - \bar{x}_j)^2}}$$

### Висновок

В роботі створено програмне забезпечення для лінійного прогнозування значень числових характеристик кінцевих продуктів на етапах технологічних процесів, зокрема, процесів текстильного виробництва. Доповнено набір методів прогнозування трансформації властивостей текстильних матеріалів [1-4]. Таке доповнення характеризується можливістю уникати побудови конкретних регресійних моделей зв'язку

між показниками стадій технологічного процесу, що спрощує та робить більш схожими можливі способи математичного опису цих зв'язків.

Розроблене програмне забезпечення може використовуватися на виробництві і в науково-дослідницькій роботі при дослідженні закономірностей перетворення матеріалів, що підлягають технологічній обробці. Розроблена програма також може використовуватися як навчальний засіб для проведення учбових занять з дисциплін «Методи і засоби досліджень механіко-технологічних процесів», «Ймовірнісні процеси і математична статистика», «Прикладна математика»

### Література

1. Краснитський С.М., Щербань В.Ю. Прогнозування технологічних процесів. — К.: КНУТД, 2016.
2. Слізков А.М. Прогнозування фізико-механічних властивостей текстильних матеріалів побутового призначення / Слізков А.М., Щербань В.Ю., Краснитський С.М., Демківська Т.І. — К.: КНУТД, 2013. — 223 с.
3. Слізков А.М., Щербань В.Ю., Краснитський С.М. Застосування принципів ідентифікації в системі прогнозування властивостей текстильних матеріалів// Вісник КНУТД — 2008. — № 5 (спеціальний випуск). — С. 191-198.
4. Слізков А.М., Щербань В.Ю., Краснитський С.М. Стохастичні задачі в дослідженні зміни властивостей текстильних матеріалів // Вісник ХНУ. — 2008. — №6. — С. 194-197
5. "Forecasting: Principles and Practice" by Rob J Hyndman and George Athanasopoulos.: OTexts. , 2018. 300 p.

КРАСНИТСЬКИЙ С.М., БУТ Є.О.

### **РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ АНАЛІЗУ ДВОФАКТОРНИХ ЕКСПЕРИМЕНТІВ З ПОВТОРЕННЯМ СПОСТЕРЕЖЕНЬ**

KRASNYTSKY S.M., BUT E.O.

#### **DEVELOPMENT OF SOFTWARE FOR THE ANALYSIS OF TWO-FACTOR EXPERIMENTS WITH REPETITION OF OBSERVATIONS**

*The purpose of the work is the development of software to simplify the stages of scientific research when applying methods of classification of two-factor production experiments with the possibility of repeating the experiment at given sets of factors.*

*Keywords: dispersion analysis, classification, observations, planning of an experiment with repetition of observations*

### Вступ

В даній роботі розглядається ситуація так званої двосторонньої класифікації або двофакторного дисперсійного аналізу (ДА), коли, гіпотетично, на досліджуваний процес  $Y$  мають вплив два фактори, які умовно позначимо  $A$  і  $B$ . Припускається, що дані фактори мають кілька