

робить цей підхід негнучким і надмірно зарегульованим. Контроль на основі ключових бюджетних показників є більш гнучким підходом, який передбачає значну свободу дій з боку бюджетних виконавців в питаннях трансформації бюджету при зміні ринкової ситуації, змін затверджених бюджетом цифр, але з дотриманням ключових показників.

Четвертий етап – гнучкість і адаптивність. При впровадженні бюджетування важливо створити не декларативний документ з жорсткими обмеженнями, а забезпечити гнучкий і ефективний інструмент управління, завдяки якому підприємство зможе досягти свої стратегічні цілі. Цього можна досягти за рахунок: прозорої інформаційної системи, доступність інформації про виконання бюджету, наявних доступних ресурсів по мірі необхідності. Адаптивний контроль передбачає можливі понадлімітні витрати (обумовлюючи в свою чергу позапланові доходи). У зв'язку з цим потрібно забезпечити певний запас вільних фінансових ресурсів понад бюджетну потребу.

Отже, запропонований алгоритм побудови системи бюджетування грошових потоків на підприємстві, на наш погляд, дозволяє дієво підвищувати ефективність їх планування та контролю.

Список використаних джерел:

1. Басов И. Инструкция по созданию действенной системы бюджетирования / Игорь Басов // Журнал «Финансовый директор» №2. – 2014. – Режим доступа до ресурсу: <http://e.fd.ru/article.aspx?aid=330012>.
2. Бланк И. А. Управление денежными потоками / Игорь Александрович Бланк. – Киев: Ника-Центр, 2002. – 736 с.
3. Боровков П. Какие подходы использовать для планирования бюджетных статей / Павел Боровков // Материал из ФСС «Система финансовый директор». – Режим доступа до ресурсу: <http://www.1fd.ru/#/document/173/217/lara58/?of>.

УДК 336.67

Євтушенко М. В.

асистент кафедри корпоративних фінансів і контролінгу

Метод опорних векторів для аналізу ймовірності банкрутства підприємств

Рівень розвитку економіки на сьогоднішній момент вимагає від господарюючих суб'єктів дотримання певних правил для успішного функціонування. Однією із найважливіших проблем, які постають перед вітчизняними підприємствами, є недостатня ефективність організації управління їхніми фінансовими ресурсами, вони є основним чинником економічного зростання, звідси, постає питання про необхідність їх комплексної оцінки.

Метою даної роботи є представлення одного з найперспективніших серед відносно нещодавно розроблених методів фінансової діагностики – методу опорних векторів (SVM-Support vector machines). Він адаптований до визначення оцінки ймовірності банкрутства підприємств та здатен розпізнавати якісні дані із фінансової звітності, хоча для застосування його на практиці, необхідна потужна інформаційна база.

SVM представлений у роботах таких вчених, як Бусер Б., ГійонІ. та Вапнік В., а також Вапнік В. та Кортес К. Основна ідея даного методу: відобразити вхідний вектор різноманітних ознак через нелінійне відображення.

SVM показав кращі класифікаційні результати у порівнянні із параметричними методами і таким популярним і широко використовуваним непараметричним, як метод нейронних мереж, що вважається одним із найбільш точних. На відміну від останнього, SVM має досить привабливі властивості, надає єдине рішення, що характеризується глобальним мінімумом оптимізованих функціональних та безальтернативних рішень. Більш того, SVM не значною мірою покладається на метод евристики і має більш гнучку структуру.

SVM набуває все більшої популярності завдяки своїм особливостям та здатності узагальнювати широке коло проблем. Зокрема, цей метод має дві основні переваги:

- 1) він розглядає лінійні «нештатні» ситуації, що розширює можливості моделі, щодо пошуку невідомих змінних для прогнозування банкрутства;
- 2) він приймає принцип структурної мінімізації ризиків[3].

Однак, одним із основних його недоліків є те, що він дає мало пояснень щодо змінних, які спричиняють банкрутство[4]. Таким чином, цей метод може запропонувати гарні прогностні можливості, але може не бути обраним для практичного застосування щодо визначення потенційного банкрутства (принаймі, окремо від інших методів).

Продемонструвавши актуальність практичного використання методу опорних векторів для здійснення фінансової діагностики, тепер можемо дати формулювання Лагранжа [5].

У лінійному випадку справедливі нерівності для всіх *ипочаткової* вибірки:

$$\begin{aligned} x_i^T w + b &\geq 1 - \xi_i \text{ для } y_i=1, \\ x_i^T w + b &\leq -1 + \xi_i \text{ для } y_i=-1 \\ \xi_i &\geq 0, \end{aligned}$$

які можуть бути об'єднані в два обмеження:

$$y_i(x_i^T w + b) \geq 1 - \xi_i \quad (1)$$

$$\xi_i \geq 0 \quad (2)$$

Основна ідея SVM полягає у тому, щоб знайти такий розподіл гіперплощини, що відповідає максимально можливим запасам між точками різних класів, що зображено на рисунку 1.

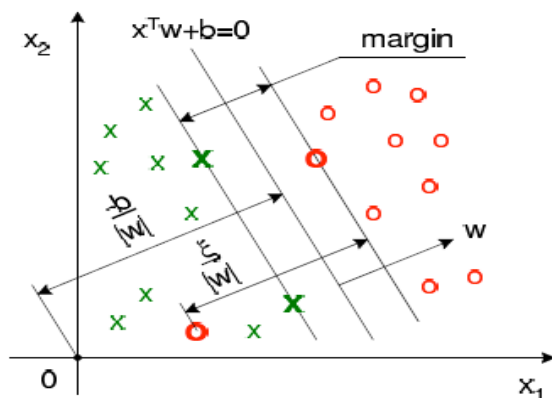


Рисунок 1. Розподіл гіперплощини $X^T w + b = 0$

Похибки класифікації ξ_i пов'язана із відстанню від неправильної класифікаційної точки x_i до канонічної гіперплощини, що обмежує її клас. Якщо $\xi_i \geq 0$, тоді епохибка при поділі двох вибірок даних, то функція, відповідно до порушеного запасу максимізації формулюється як:

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 + C(\sum_{i=1}^n \xi_i)^v, \quad (3)$$

де параметр C характеризує здатність моделі до узагальнення і $v \geq 1$ є натуральним числом, контролюючи чутливість моделі до сторонніх даних. Умовна мінімізація функції з обмеженням (1) і (2) забезпечує максимально можливий запас у разі, коли класичні похибки є немінучими внаслідок лінійності розподіленої гіперплощини.

За такого формулювання проблема є «опуклою» та максимізація запасу зменшує розмір VC .

Функція Лагранжа для прямої задачі, коли $v = 1$:

$$L_P = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{y_i(x_i^T w + b) - 1 + \xi_i\} - \sum_{i=1}^n \mu_i \xi_i, \quad (4)$$

де $\alpha \geq 0$ і $\mu \geq 0$ є множниками Лагранжа. Початкова задача формулюється так:

$$\min_{w, b, \xi_i} \max_{\alpha_i} L_P.$$

Після підстановки умов Каруша-Куна-Таккера в початкову функцію Лагранжа, отримуємо двоїсту модель:

$$L_D = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j, \quad (5)$$

і двоїста задача формулюється так:

$$\max_{\alpha_i} L_D,$$

для:

$$0 \leq \alpha_i \leq C,$$

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0.$$

Ті точки i , для яких рівняння $y_i(x_i^T w + b) \leq 1$ справедливе, називаються опорними векторами. Після підготовки опорних векторів і отримання мультиплікаторів Лагранжа (вони рівні 0 для неопорних векторів) можна класифікувати компанію, що описується вектором параметрів x , використовуючи правило класифікації:

$$g(x) = \text{sign}(x_i^T w + b), \quad (6)$$

де $w = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i$, $b = \frac{1}{2}(x_{+1} + x_{-1})$ два опорні вектори, що належать до різних класів, для яких $y_i(x_i^T w + b) = 1$. Значення класифікаційної функції може бути обчислене як:

$$f(x) = x^T w + b. \quad (7)$$

Кожне значення $f(x)$ однозначно відповідає ймовірності банкрутства.

Метод SVM також може бути легко узагальненим для нелінійного випадку. Варто відзначити, що всі навчальні вектори з'являються у двоїстій функції Лагранжа тільки як скалярні вектори. Це означає, що ми можемо застосувати ядра, щоб перетворити всідані із високою розмірністю Гільберт простору ознак і використовувати лінійні алгоритми:

$$\Psi: \mathbb{R}^d \mapsto \mathbb{H}. \quad (8)$$

Якщо функція ядра K існує так, що $K(x_i, x_j) = \psi(x_i)^T \psi(x_j)$, то вона може бути використана, не зазнаючи перетворень Ψ . Необхідною і достатньою умовою для симетричної функції $K(x_i, x_j)$ бути ядром, що дається по теоремі Мерсера (1909). Вона вимагає позитивної визначеності, тобто для будь-якого набору даних x_1, \dots, x_n і будь-яких дійсних чисел $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ функція K повинна задовольняти

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j K(x_i, x_j) \geq 0. \quad (9)$$

Отже, SVM заснований на дуже небагатьох обмежувальних припущеннях і може виявити ті ефекти, що випускаються з уваги багатьма іншими методами. Він спроможний і адаптований до встановлення точних результатів класифікації в інших областях, і може стати варіантом вибору для встановлення рейтингу компанії. Однак для того, щоб створити практично цінну методологію потрібно об'єднати SVM з великим набором даних компаній ізвернутися до альтернативних формулювань методу опорних векторів, що краще підходять для обробки великих наборів даних. У цілому, у нас є цінний інструмент для здійснення фінансової діагностики, який спроможний відповідати вимогам.

Список використаних джерел:

1. Boser, B. E., Guyon, I. M., & Vapnik, V. N. (1992). A training algorithm for optimal margin classifier. pp. 144-152.
2. Vapnik, V., & Cortes, C. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3), 273-297
3. Chen, S., Härdle, W. K., & Moro, R. A. (2011). Modeling default risk with support vector machines. *Quantitative Finance*, 11(1), 135-154.
4. Kaya, M. E., Gurgen, F., & Okay, N. (2008). An analysis of support vector machines for credit risk modeling. *Proceeding of the 2008 Conference on Applications of Data Mining in E-Business and Finance*. ACM Press.
5. Wolfgang Härdle, Rouslan Moro, Dorothea Schafer (2005). Predicting Bankruptcy with Support Vector Machines. Center for Applied Statistics and Economics, Humboldt-Universität zu Berlin, Germany, 11-14.

УДК 658.152:336.144

Зінькевич Т.О.

к.е.н., доц. кафедри корпоративних фінансів і контролінгу ДВНЗ «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»

**Переваги та недоліки традиційного бюджетування на підприємстві,
актуальність пошуку альтернативи**