

Т.А. Желдак, В.В. Слесарев, Д.О. Воловенко

ЗАСТОСУВАННЯ МЕХАНІЗМІВ ФОРМУВАННЯ ЗНАНЬ В СКЛАДІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СППР ОПТИМІЗАЦІЇ ПРОЦЕСУ РОЗКИСЛЕННЯ СТАЛІ В КОНВЕРТЕРНОМУ ВИРОБНИЦТВІ

Анотація: В статті викладено один з можливих підходів до оптимізації витрат розкислювачів у металургійному виробництві, що заснований на експертній системі. Навчання системи відбувається на прикладах вдало виконаних плавок. В якості механізмів добування знань запропоновані мережі Байєса та дерева рішень.

Ключові слова: мережі Байєса, дерева рішень, прийняття рішень, розкислювачі, знання, керування, правила.

Вступ. У якості вихідних матеріалів при виробництві сталі використовуються рідкий або твердий чавун, металобрухт, а також розкислювачі, легуючі та шлакоутворюючі матеріали. При переділі чавуну і металобрухту в сталь вирішуються декілька основних задач: плавлення і нагрівання шихти до температури, що забезпечує проведення наступних операцій (зазвичай 1600-1650°C), рафінування сталі від шкідливих домішок (зазвичай до них відносять сірку, фосфор, водень і азот), легування і, нарешті, одержання з рідкої сталі сталевого зливка або безперервнолитої заготовки [1].

Нагрів до заданої температури і часткове рафінування та легування виконується в сталеплавильних агрегатах, зокрема, у киснево-му конвертері, кінцеве рафінування і легування – в сталерозливних ковшах після випуску плавки з агрегату за допомогою спеціалізованих установок, а розлив – через виливниці або на машинах безперервного лиття заготовок (МБЛЗ).

Постановка проблеми. Випущена з конвертера рідка не розкислена сталь містить значну кількість розчиненого кисню. Зниження температури металу під час розливу і при кристалізації супроводжується зменшенням розчинності кисню, що призводить до утворення та виділення оксиду вуглецю, отримання пухиристих виливків і не-

щільних зливків [2]. Першою задачею розкислення є зменшення вмісту розчиненого в сталі кисню і зв'язування його в міцні сполуки, котрі не дають газоподібних виділень при затвердінні металу. Інша задача – максимальне видалення з рідкої сталі продуктів розкислення, що утворюються (неметалічних включень). Останні характеризуються відмінними від основного металу фізичними властивостями, що викликає утворення місцевої концентрації напружень, сприяє контактній утомі металів, є причиною міжкристалічних зламів, руйнування і виходу деталей, що труться. Для отримання сталі високої якості вміст неметалевих включень має бути не більше 0.005-0.006% [1].

Найбільш поширеними розкислювачами сталі є кремній, марганець і алюміній. У деяких випадках застосовують кальцій, хром, ванадій, церій, титан. Водночас, у вітчизняній металургійній практиці найчастіше застосовуються феросиліцій, силікомарганець та феромарганець. Всі вони мають різну розкислювальну здатність та якість виведення (кремній найкраще зв'язує кисень, хоча його оксиди найгірше виводяться з розплаву), а також ціну. Оскільки ціна феросплавів є достатньо суттєвою часткою собівартості готової сталі, актуальною бачиться задача оптимізації кількості феросплавів, що використовуються в ході розкислення.

Дана задача є однією з функцій інтегрованої системи керування багатоетапним металургійним виробництвом, основні підходи до структури та принципів функціонування якої викладені в [3] та [4]. Зокрема, система повинна реалізовувати принцип оптимальності кожного з етапів виробництва для отримання оптимального за узагальненим економічним критерієм плану технологічного процесу [5].

Узагальнено керування технологічним процесом на етапі розкислення представлено схемою на рис. 1.

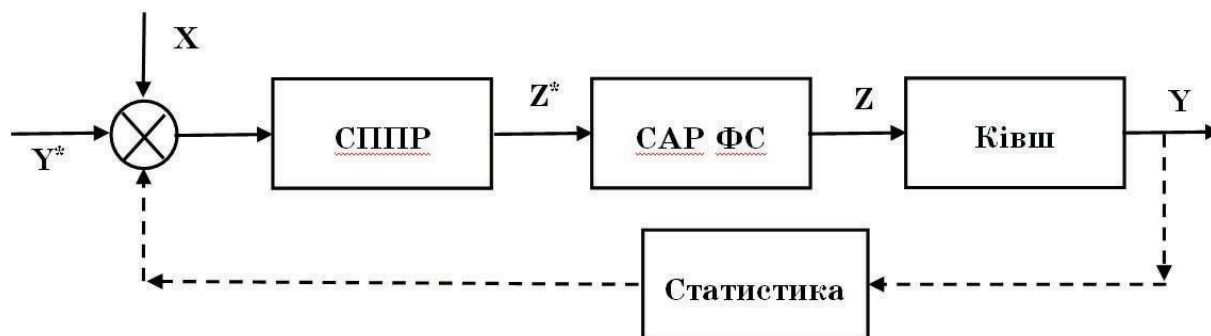


Рисунок 1 – Схема системи керування процесом розкислення

У якості входів для системи підтримки прийняття рішень (СППР) керування процесом розкислення виступає низка параметрів, які обумовлені маркою сталі, що виготовляється (вектор Y^*), а також параметри сталі в конвертері (вектор X , який у загальному випадку є збуренням). В залежності від значень компонентів цих векторів СППР формує керуючий вплив (вектор Z^*) як завдання на кількість розкислювачів різного вигляду, що подаються у ківш. Завдання відпрацьовується замкненою системою автоматичного регулювання феросплавного тракту (САР ФС), яка складається з регулятора, дозатора, системи засувок і датчиків [5]. Відібрані феросплави (вектор Z) додаються у ківш на початковій фазі випуску сталі з конвертера, що сприяє максимальному засвоєнню розкислювачів сталевим розплавом і зменшує їх витрату в зоні шлаку [1]. В результаті керування маємо вектор Y , що описує хімічний склад отриманої сталі.

На рисунку 1 легко помітити головну особливість системи керування розкисленням: вона є розімкненою і використовує принцип керування за завданням. Використання в процесі роботи існуючої системи будь-якого зворотного зв'язку неможливе, оскільки до того часу, коли будуть отримані числові характеристики, що описують вихід, сенс керуючого впливу втрачається – сталь стає холодним зливком, у якому процесі розкислення завершені.

Існуючі методики, що використовуються на виробництві [1, 2], передбачають застосування емпіричних формул для розрахунку основних розкислювачів залежно від їх хімічного складу, заданої марки сталі, вмісту вуглецю, кремнію й марганцю перед повалкою та видом розливки – буде сталь розливатися киплячою чи спокійною. Цільові значення вмісту в готовій сталі як вуглецю, так і легуючих елементів (вектор Y^*) задані як середні значення діапазону, припустимого для даної марки за стандартом. Подібні формули отримані з певним запасом і не передбачають економії феросплавів.

Мета дослідження: запропонувати механізм використання позитивного попереднього досвіду розкислення сталі шляхом добування знань з бази даних плавки і включення їх до системи підтримки прийняття рішень, увівши таким чином зворотний зв'язок у систему керування розкисленням.

Основний матеріал. Системи підтримки прийняття рішень, що використовують інтелектуальний, у тому числі нечіткий висновок

використовуються в металургії, зокрема, у виробництві феросплавів. У [6] запропоновано математичну модель процесу нечіткої оптимізації складу багатокомпонентної шихти та методи і алгоритми, що підвищують якість передбачення наслідків керуючого впливу в умовах невизначеності щодо структури та параметрів процесів і дії неконтрольованих збурень. Таким чином, за допомогою нейро-нечіткої моделі визначається оптимальний за економічним критерієм склад шихти.

Подібні ідеї, розвинуті в [7], дозволили за рахунок використання нечітких продукційних правил висновку, зокрема, моделі Мамдані, моделювати процес легування сталі та прогнозувати механічні властивості готового прокату за результатами хімічного аналізу сталі в ковші. Навіть за невеликої кількості правил подібні інтелектуальні системи мають високу роздільну здатність в просторі результатів.

Відомий також інший підхід [8] моделювання оптимальної поведінки оператора конвертерного виробництва, заснований на використанні еталонів. Згідно з цим підходом, при виплавці сталі певної марки і відомих початкових умовах ведення плавки в базі даних, що містить інформацію про всі попередні плавки, відшукується приклад, який найточніше описує поточні умови. При цьому використовується багатовимірна математична оптимізація моделі з інтерполяцією на умови, що відрізняються. Автори пропонують як основні шихтові матеріали, так і феросплави приймати на рівні, аналогічному раніше відомому вдалому прикладу з бази даних.

В даній роботі пропонується використати для експертної СППР ключові особливості обох підходів. У якості продукційної моделі пропонується використовувати так звану наївну мережу Байєса [9].

Даний метод обробки знань має кілька важливих особливостей. По-перше, оскільки в моделі визначаються залежності між усіма змінними, легко обробляються ситуації, коли значення деяких змінних невідомі. По-друге, підхід дозволяє природним чином поєднувати закономірності, виведені з даних, і фонові знання, отримані в явному виді (наприклад, від експертів). Нарешті, використання описаного методу дозволяє уникнути проблеми переприладження (*overfitting*), тобто надлишкового ускладнення моделі, чим страждають багато методів (наприклад, дерева рішень) при занадто буквальному наслідуванні розподілу зашумлених даних.

Незважаючи на свою простоту, швидкість та легкість інтерпретації результатів, наївно-байєсівський алгоритм має ряд недоліків, ключовим з яких є базове припущення про взаємну некорельованість усіх вхідних змінних (звідси «наївні» у назві). Водночас метод не дозволяє пряму обробку безперервних змінних – їх необхідно розбивати на певну кількість інтервалів, щоб параметри були дискретними.

Враховуючи викладене, дані з бази даних про плавки, виконані в конвертерному цеху ПАТ «ЄВРАЗ – ДМЗ ім. Петровського» у 2008 та 2009 роках (загалом 12039 плавок) були дискретизовані, після чого для них був проведений факторний аналіз з метою визначення лінійно-незалежних факторів. Результат аналізу представлений у таблиці 1, де поділ величин (керуючий вплив, збурення, змінні стану) приведені у відповідності до схеми рис. 1.

Таблиця 1

Змінні задачі дослідження

Змінна	Од. вимір.	Значення змінної у базі даних	Діапазон варіювання	Кількість інтервалів
X1	°C	Температура металу в конвертері	1559-1698	3
X2	%	Вміст Mn до розкислення	0,03-0,8	4
X3	%	Вміст S до розкислення	0,012-0,05	4
X4	%	Вміст P до розкислення	0,002-0,031	3
X5	%	Вміст C до розкислення	0,04-0,86	6
X6	%	Вміст Mn у FeMn	68,5-79,2	3
X7	%	Вміст Mn у SiMn	66,2-74,9	3
X8	%	Вміст Si у FeMn	0,41-2,8	3
X9	%	Вміст Si у SiMn	16,67-18,2	3
Y1	%	Заданий вміст Mn у готовій сталі	0,5-0,8	3
Y2	%	Заданий вміст S у готовій сталі	0,013-0,05	3
Y3	%	Заданий вміст P у готовій сталі	0,002-0,038	3
Y4	%	Заданий вміст C у готовій сталі	0,28-0,37	3
Y5	%	Заданий вміст Si у готовій сталі	0,05-0,12	3
Z1	кг	Маса розкислювача FeMn	0-1070	5
Z2	кг	Маса розкислювача SiMn	0-675	4
Z3	кг	Маса розкислювача FeSi	0-360	3

Поділ безперервних значень змінних на діапазони здійснювався згідно наступних рекомендацій [10]:

- якщо закон розподілу величини рівномірний чи нормальний – на 3 діапазони («малий», «середній» та «високий») за інтервалами значень базової шкали;

- якщо закон розподілу відмінний чи його важко встановити – на мінімальну кількість за квантилями з рівною (чи максимально близькою) щільністю ймовірності в інтервалах.

Оскільки змінні z_k , $k = \overline{1,3}$ залежні не лише від умовно-незалежних x_i , $i = \overline{1,9}$ та y_j , $j = \overline{1,5}$, але й взаємозалежні (феросплави є взаємодоповнюючими й взаємозамінними), то кожному сполученню їх лінгвістичних значень необхідно поставити у відповідність певний клас. За наявними даними таких класів виявилось 34. До них увійшли усі можливі сполучення термів вихідних змінних, які зустрілися у базі даних хоча б раз.

Згідно з методикою [9] всі змінні були квантизовані, для кожного інтервалу були розраховані центральні значення та апіорні ймовірності. Зокрема, для вихідних змінних були визначені $P(z = c_r)$, де c_r - вектор сполучень центральних значення r -тих інтервалів вихідних змінних, наприклад, $z_1 = \text{«мало»} | z_2 = \text{«багато»} | z_3 = \text{«нічого»}$.

Поставивши у відповідність вихідні змінні набору незалежних змінних, визначаємо апостеріорні ймовірності за формулою

$$P(x_1 = c_{1,1}, \dots, x_9 = c_{9,3}, y_1 = c_{10,1}, \dots, y_5 = c_{14,3} | z = c_r) = \\ = \frac{P(z = c_r) \cdot P(x_1 = c_{1,1}) \cdot \dots \cdot P(x_9 = c_{9,3}) \cdot P(y_1 = c_{10,1}) \cdot \dots \cdot P(y_5 = c_{14,3})}{\sum_{r=1}^{34} (P(z = c_r) \cdot P(x_1 = c_{1,1}) \cdot \dots \cdot P(x_9 = c_{9,3}) \cdot P(y_1 = c_{10,1}) \cdot \dots \cdot P(y_5 = c_{14,3}))}, (1)$$

де $r = \overline{1,34}$ - поточний номер вихідного класу; $c_{i,j}$, $i = \overline{1,14}$ - центральні значення вхідних термів, кількість яких індивідуальна (від 3 до 6) для кожної змінної (див. табл. 1).

Таким чином розраховуються ймовірності для комплексних правил «Якщо $x_1 = c_{1,j}$ та $x_9 = c_{9,j} \dots$ та $y_1 = c_{10,j} \dots$ та $y_5 = c_{14,j}$, то $z = c_r$ ». Загальна кількість таких правил, що з достовірністю $P_\Sigma = 1$ описують зазначену предметну область - 1589.

Дефазифікація нечітких розв'язків у чіткі виконується за допомогою формули

$$z_m = \sum_{r=1}^{34} \mu(c_r) \cdot c_{m,r}, \quad m = \overline{1,3}, \quad (2)$$

де $c_{m,r}$ - центральне значення кожного терму, що позначає необхідну масу m - того феросплаву.

В якості альтернативи для викладеної методики добування чітких продукційних правил, належність яких оцінюється за ймовірні-

стю появи умови та наслідку в базі даних, обраній для навчання, було запропоновано метод побудови дерев рішень. Даний метод, докладно розглянутий у [10], широко застосовується при побудові експертних систем у якості алгоритму добування знань (knowledge discovery).

Для побудови бази знань на основі дерева рішень були використанні результати розбиття, що наведені в таблиці 1. Розглянемо докладно критерій вибору змінної, за якою проводити розбиття в черговому вузлі. Якщо змінна x_k приймає h значень $c_{k1}, c_{k2}, \dots, c_{kh}$, то розбиття T по змінній x_k дасть підмножини T_1, T_2, \dots, T_h . При виборі змінної використовується інформація, яким чином класи $c_{m,r}$ вихідних змінних розподілені на множині T та її підмножинах.

Нехай $\text{freq}(c_r, I)$ - кількість об'єктів із множини I , що відносяться до одного класу c_r . Тоді ймовірність того, що випадково обраний об'єкт із множини I належатиме до класу c_r , дорівнює

$$P = \frac{\text{freq}(c_r, I)}{|I|}. \quad (3)$$

Згідно з теорією інформації, оцінка середньої кількості інформації, необхідної для класифікації об'єкта із множини T , розраховують за

$$\text{Info}(T) = -\sum_{j=1}^1 \left(\frac{\text{freq}(c_r, T)}{|T|} \right) \log_2 \left(\frac{\text{freq}(c_r, T)}{|T|} \right). \quad (4)$$

Оскільки використовується логарифм з основою 2, то даний вираз надає кількісну оцінку в бітах. Таку ж оцінку, але після розбиття множини T по x_k , дає наступний вираз:

$$\text{Info}_{x_k}(T) = \sum_{i=1}^h T_i / |T| \text{Info}(T_i). \quad (5)$$

Критерієм для вибору змінної, за якою проводити розбиття на наступному вузлі, буде

$$\max_k (\text{Gain}(x_k)) = \text{Info}(T) - \text{Info}_{x_k}(T). \quad (6)$$

Змінна із найвищим значенням Gain стає ключовою в поточному вузлі. З урахуванням її значень відбувається подальша побудова дерева. Принцип вибору (3)-(6) застосовується до отриманих підмножин T_1, T_2, \dots, T_h , таким чином, рекурсивна побудова дерева продов-

жується доти, доки у вузлі не опиняться об'єкти лише з одного класу.

З метою обмеження глибини дерева, до його основного алгоритму було додано правило: зупиняти розбиття у черговому вузлі, якщо у підмножині, що асоційована із цим вузлом, присутні об'єкти, що належать не більше ніж до 10% класів від загальної їх кількості у навчальній вибірці. Зазначене обмеження несуттєво впливає на класифікуючу здатність дерева, але дозволяє значно зменшити загальну кількість правил. Після побудови дерева було проведено процедуру усічення, що дозволило зменшити кількість правил із 2152 (чисті правила, ідентифікують хоча б 1 об'єкт) до 422. Усічення виконувалось за мінімальним рівнем підтримки у 0,1% (для навчальної вибірки у 8023 плавки – це 9 плавков).

Рівні у 10% мінімальної варіації та 0,1% мінімальної підтримки були обрані емпірично за умови збереження класифікуючої здатності при максимальному спрощенні структури.

Перевірка методів добування знань в складі СППР була виконана з використанням даних плавков за 2008-2009 роки. Оцінка точності апроксимуючих продукційних моделей за середньоквадратичною похибкою наведена у таблиці 2.

Таблиця 2

Середньоквадратична похибка апроксимації

Вибірка	Розкислювач	Байесівська мережа		Дерево рішень	
		Абсолютна, кг	Відносна, в.о.	Абсолютна, кг	Відносна, в.о.
Навчальна	FeMn	37,40	0,0926	45,089	0,1116
	SiMn	40,59	0,0551	47,138	0,0640
	FeSi	2,83	0,0195	2,849	0,0196
Тестова	FeMn	36,86	0,0844	71,026	0,1625
	SiMn	44,16	0,0601	58,139	0,0791
	FeSi	4,54	0,0325	4,1411	0,0296

Можна побачити, що база знань, побудована на основі найвних байесівських мереж, дає точніші результати апроксимації як на навчальній вибірці, так і на тестовій. Помилка прогнозування не перевищує 10%, що близько до інструментальної помилки CAP подачі феросплавів і може вважатися прийнятним для даного виробництва.

Кількість правил у базі знань за наведеними методами значно відрізняється – для байесівської мережі їх 1598, для дерева рішень –

422, але дослідження показали, що швидкість обробки баз знань та розрахунку кінцевого результату в обох системах вкладається у межі реального масштабу часу ведення даного технологічного процесу.

Застосування сформованих баз знань на практиці показало, що спрогнозовані таким чином маси необхідних на плавку феросплавів перевищують величини, розраховані теоретично. Тобто, на практиці оператор конвертерного виробництва, свідомо чи ні, але частіше за все використовує надлишок феросплавів, що негативно впливає на собівартість сталі.

Було проведено дослідження з метою визначення меж економії феросплавів, в ході якого центральні значення вихідних термів поступово зменшувалися. При цьому, контролювалися прогнозовані параметри сталі, витрата феросплавів та похибка прогнозування.

При зміщенні центру термів наївної мережі Байєса на 20% досягається компромісний оптимум: при загальній економії феросплавів 0,398 кг/т похибка апроксимації СППР збільшується лише на 1%. В грошовому еквіваленті на 4013 плавках це відповідає економії 1,69 млн. грн., що, в свою чергу, забезпечує місячну економію на рівні 212,5 тис. грн., річну – близько 2,55 млн. грн. Подальше зменшення центральних значень термів призводить до перерозподілу навчальних прикладів і різкого збільшення помилки апроксимації.

Нажаль, при використанні дерева рішень зменшення термів навіть у незначних межах викликає значні зміни в структурі самого дерева, зміни сотень правил. Втім, при зміщенні деяких термів униз на величину до 10% можна досягти економії феросплавів в середньому 0,118 кг/т, що у грошовому еквіваленті дасть 1,2 млн. грн. на рік.

Висновки і перспективи досліджень. Для формування завдання в СППР керування розкисленням було запропоновано продукційну модель експертної системи. В якості методів отримання знань використані ймовірнісний підхід побудови мереж Байєса та алгоритм ID3 побудови дерев рішень. Перша база знань містить 1589 ймовірнісних правил з узагальнюючим дефазифікатором, друга – 422 чіткі правила висновку у вигляді дерева від 14 змінних.

СППР на мережі Байєса показує вищу точність апроксимації як на навчальній, так і на тестовій вибірці. Помилка прогнозування не перевищує 10%, що є прийнятним для даного технологічного процесу.

При зміщенні центру термів наївної мережі Байеса на 20% досягається компроміс: при загальній економії феросплавів 0,398 кг/т похибка апроксимації СППР збільшується на 1%. В грошовому еквіваленті це відповідає економії близько 2,55 млн. грн. на рік.

Перспективою розвитку даної тематики бачиться застосування запропонованих методів до інших металургійних виробництв, зокрема електросталеплавильного, де також використовуються феросплави. Інший можливий напрямок розвитку – використання нейронної мережі з радіально-базисними функціями, що еквівалентно одночасній класифікації та апроксимації суттєво нелінійних залежностей.

Для підвищення точності прогнозуючих моделей слід звернути увагу на фактори виробничого процесу, які зазвичай не включаються до паспорту плавки, наприклад, ступінь зносу футеровки, спосіб розливки, тощо.

ЛІТЕРАТУРА

1. Демидов, В.А. Производство конвертерной стали [Технологическая инструкция] ТИ-233-СТ КК-02-2002 / Демидов В.А. – Днепропетровск, ДМЗ – 2002. – 148 с.
2. Бигеев А.М. Использование математической детерминированной термодинамической модели в управлении кислородно-конвертерным процессом [Текст] / А.М. Бигеев, В.В. Байтман // Известия Челябинского научного центра. – вып. 4 (30). – Челябинск, 2005. – с. 73-76.
3. Желдак Т.А. Система підтримки прийняття рішень планування виробництва та контролю перебігу технологічного процесу [Текст] / Т.А. Желдак, Д.М. Гаранжа // 17-та Міжнародна конференція з автоматичного управління “Автоматика-2010”. Тези доповідей. Т. 1. – Харків: ХНУРЕ, 2010. – с. 212-214.
4. Слесарев, В.В. Інтегровані системи керування багатетапним металургійним виробництвом на прикладі прокатки труб [Текст] / В.В. Слесарев, Т.А. Желдак // Системные технологии. Региональный межвузовский сбор-ник научных работ. – Выпуск 4 (75). – Днепропетровск, 2011. – с. 78–85.
5. Бойко В.И. Автоматизированные системы управления технологическими процессами в черной металлургии [Текст] / В.И. Бойко, В.А. Смоляк // Днепродзержинск, 1997. – 574с.
6. Михалев А.И., Лысая Н.В. Применение нейро-фаззи алгоритмов для анализа и прогнозирования зависимостей процесса выплавки ферросплавов [Текст] // Системные технологии. Регион. межвуз. сб. науч. тр. – Днепропетровск: «Системные технологии». - 2003. – Вып. 3(26). - С. 29-34.
7. Новикова Е. Ю., Михалев А. И., Бубликов Ю. А. Нечеткая идентификация процесса микрولةгирования стали с карбонитридным упрочнением

[Текст] // Сучасні проблеми металургії: Наукові праці. – Дніпропетровськ: Системні технології, 2006.- С. 113-127.

8. Богушевский, В.С. Математические модели и системы управления конвертерной плавкой [Текст] / В.С. Богушевский, Л.Ф. Литвинов – К.: НПК «Киевский институт автоматики», 1998. – 304 с.

9. Барсегян А.А. Технологии анализа данных: Data Mining, Visual Mining, Text Mining, OLAP [Текст] / А.А. Барсегян, М.С. Куприянов, В.В. Степаненко, И.И. Холод // 2-е изд., перераб. и доп. – СПб.: БХВ-Петербург, 2007. – 384 с.: ил. +CD-ROM.

10. Witten, I. H. Data mining : practical machine learning tools and techniques.—3rd ed. / Ian H. Witten, Frank Eibe, Mark A. Hall. // Elsevier. – 2011. – pp.. 630 – ISBN 978-0-12-374856-0.