

- покращення продуктивності та ефективності додатків завдяки автоматизованому аналізу даних та прийняттю розумних рішень;
- забезпечення високоякісного взаємодії з користувачем через розпізнавання образів, тексту та звуку;
- підвищення персоналізації та адаптивності додатків для кращого відповіді на потреби користувачів.

Дослідження та аналіз результатів свідчать про значні переваги та можливості, які вони пропонують розробникам у сфері машинного навчання.

Література

1. Apple's Machine Learning [Електронний ресурс] Режим доступу: <https://developer.apple.com/machine-learning/>
2. Mars Geldard, et al. Practical Artificial Intelligence with Swift. O'Reilly, 2019. - 493

ТКАЛЕНКО О.С., ДЕМКІВСЬКА Т. І.

ПРОГНОЗУВАННЯ ВИКОРИСТАННЯ ОБ'ЄМІВ ЕНЕРГОРЕСУРСІВ КОМПАНІЇ

TKALENKO O.S., DEMKIVSKA T. I.

SOFTWARE DEVELOPMENT FOR FORECASTING USE OF THE ENERGY RESOURCES COMPANY

Annotation: This article discusses the development of software that utilizes a multiplicative time series model to predict energy consumption. The software aims to analyze general energy usage trends within a company and anticipate future consumer behavior. The study involves aligning the input time series using the moving average method, evaluating the seasonal component, and performing analytical leveling of the data. The model parameters are estimated, and the adequacy of the model is assessed. Ultimately, the software provides a forecast of the company's electric power usage.

The keywords associated with this article include multiplicative model, time series, trend, seasonal component, application development, and forecasting.

Вступ

Прогнозування майбутнього використання енергоресурсів є важливим аспектом для успішної діяльності будь-якого підприємства. Це має прямий вплив на обсяги природних ресурсів, які будуть потрібні для виробництва, а також на фінансові витрати, пов'язані з цими ресурсами. Розробка спеціалізованого програмного забезпечення може значно спростити процес управління ресурсами в компанії.

Використання такого програмного забезпечення дозволяє компанії аналізувати тенденції використання енергоресурсів та здійснювати передбачення на майбутнє щодо споживачів. Це дає можливість компанії

наперед планувати витрати на енергоресурси і, можливо, вносити зміни відповідно до цього прогнозу, що сприяє економії коштів у майбутньому.

У підсумку, розробка програмного забезпечення для передбачення майбутнього використання енергоресурсів є важливою стратегічною ініціативою для компаній, яка допомагає забезпечити оптимальне управління ресурсами та досягнення економічної ефективності.

Постановка завдання

Мета цього дослідження полягає в створенні програмного забезпечення, яке здатне прогнозувати обсяг використання енергоресурсів на основі мультиплікативної моделі часового ряду. Це програмне забезпечення має забезпечувати можливість аналізу загальних тенденцій використання енергоресурсів компанією та передбачати ймовірну споживчу поведінку у майбутньому.

Основним завданням цього дослідження є розробка додатку, який буде доступний для різних популярних настільних і планшетних комп'ютерів, що працюють на операційній системі Windows. Метою є створення універсального програмного інструменту, який можна використовувати широкою аудиторією.

Основна частина

В ході дослідження було проведено розробку, тестування та впровадження програмного додатку для Windows. Досліджено технології, засоби розробки й мови програмування для мультиплікативної моделі часового ряду на Windows. У роботі здійснено детальний аналіз процесу розробки, тестування та впровадження додатку на Windows. Основним об'єктом дослідження були технології, засоби розробки й мови програмування для реалізації мультиплікативної моделі часового ряду. Перед початком розробки досліджено різні технології для Windows. Вивчено засоби розробки, фреймворки й мови програмування, що підходять для мультиплікативної моделі часового ряду. Обрано оптимальний набір технологій для реалізації програмного додатку на Windows

Зазвичай виділяють такі моделі часового ряду:

- адитивна модель: $Y_t = T_t + S_t + E_t$;
- мультиплікативна модель: $Y_t = T_t * S_t * E_t$;
- змішана: $Y_t = T_t * S_t + E_t$.

Для прогнозування було обрано мультиплікативну модель. Її побудова складається з таких кроків:

1. Вирівнювання вхідного часового ряду методом ковзної середньої. Отримані таким чином вирівняні значення уже не містять сезонної

квартал	ОП	КС	ЦКС	ОСК
1	77			
2	86			
3	79	78,5	78,375	0,625
4	72	78,25	78,125	-6,125
5	76	78	76,375	-0,375
6	85	74,75	76	9
7	66	77,25	77,75	-11,75
8	82	78,25	77,375	4,625
9	80	76,5		
10	78			

компоненти.

Рис.1 Вирівнювання методом ковзної середньої

2. Розрахунок значення сезонної компоненти. (Рис.2) Маємо $0,903 + 0,789 + 1,295 + 1,007 = 3,995$. Обчислюємо коригуючий коефіцієнт: $k = 4/3,995 = 1,001$.
3. Вилучення сезонної компоненти з рівнів вхідного ряду і отримання вирівняних даних (Рис. 3)

Квартали	1	2	3	4		
	0	0	0,625	-6,125		
ОСК	-0,375	9	-11,75	4,625	сумм	КК
Середні	-0,1875	4,5	-5,5625	-0,75		-2
СК	0,3125	5	-5,0625	-0,25		0
	Кв	Оп	СК	Оп-СК	T	abs(e)
	1	77	-1,01	78,01	82,396	5,396
	2	86	0,42	85,58	81,492	4,508
	3	79	-1,45	80,45	80,588	1,588
	4	72	2,05	69,95	79,684	7,684
	5	76	-1,01	77,01	78,78	2,78
	6	85	0,42	84,58	77,876	7,124
	7	66	-1,45	67,45	76,972	10,972
	8	82	2,05	79,95	76,068	5,932
	9	80	-1,01	81,01	75,164	4,836
	10	78	0,42	77,58	74,26	3,74
Прогноз	11		-1,45		73,356	54,56
без ОСК	12		2,05		72,452	5,456
			Прогноз 11 квартал		71,908	
			Прогноз на 12 квартал		74,502	

Рис.2 Розрахунок значень сезонної компоненти

t	Y _t	S _t	T * E = Y _t : S	T	T * S	E=Y _t : (T*S)	E=Y _t - (T*S)	E ²
1	410	0,904	453,54	441,92	399,496	1,026	10,504	110,334
2	400	0,791	505,689	495,15	391,664	1,021	8,336	69,489
3	715	1,296	551,698	548,38	710,7	1,006	4,3	18,490
4	600	1,009	605,4	601,61	607,024	0,988	-7,024	49,337
5	585	0,904	647,124	654,84	591,975	0,988	-6,975	48,651
6	560	0,791	707,965	708,07	560,083	1,000	-0,083	0,007
7	975	1,296	752,315	761,3	986,645	0,988	-11,645	135,606
8	800	1,009	792,864	814,53	821,861	0,973	-21,861	477,903
9	765	0,904	846,239	867,76	784,455	0,975	-19,455	378,497
10	720	0,791	910,24	920,99	728,503	0,988	-8,503	72,301
11	1235	1,296	952,932	974,22	1262,589	0,978	-27,589	761,153
12	1100	1,009	1090,188	1027,45	1036,697	1,061	63,303	4007,270

Рис.3 Розрахунок вирівняних значень T і помилок E

4. Аналітичне вирівнювання рівнів ряду з використанням отриманого рівняння тренду. (Рис. 4) Рівняння тренду має наступний вигляд: $T = 388,69 + 53,23 * t$.

5. Розрахунок отриманих по моделі значень. Абсолютні помилки в мультиплікативній моделі визначаються як $E = Y_t - (T * S)$. У даній моделі сума квадратів абсолютних помилок становить 6129,037. Загальна сума квадратів відхилень фактичних рівнів ряду від середнього значення дорівнює 735606,3. Таким чином, частка поясненої дисперсії рівнів ряду дорівнює: $(1 - 6129,037 / 735606,3) * 100 = 99,17\%$. Модель може вважатися адекватною.

Висновок

Досліджено метод ковзного середнього для вирівнювання часового ряду та отримано оцінку сезонної компоненти. Аналітичне вирівнювання рівнів ряду допомогло зменшити вплив незначних варіацій та нерегулярностей. Оцінено параметри мультиплікативної моделі, включаючи тренд та сезонні варіації використання енергоресурсів. Перевірено адекватність моделі для відтворення даних про споживання електроенергії.

КОРОГОД Г.О.

ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ ВИЗНАЧЕННЯ ДІЙСНОГО ЗНАЧЕННЯ ФІЗИЧНОЇ ВЕЛИЧИНИ ПРИ НЕСТАБІЛЬНІЙ ФУНКЦІЇ ПЕРЕТВОРЕННЯ

KOROHOD H.O.

INFORMATION SYSTEMS FOR DETERMINING THE ACTUAL VALUE OF A PHYSICAL QUANTITY WITH AN UNSTABLE TRANSFORMATION FUNCTION

The work demonstrates ways of increasing the accuracy of measurement information in information systems. Methods of redundant measurements are proposed to solve this problem. It is shown that due to the derived equation of redundant measurements gives a linear dependence of the measurement result on the value of the desired physical quantity. In addition, the processing of the results in accordance with the above equation ensures the