



Н.Г. Крупец, М.А. Гуреев

МОДЕЛИРОВАНИЕ И КЛАССИФИКАЦИЯ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ МНОГОКВАРТИРНОГО ЖИЛОГО ДОМА

(Самарский университет)

Одним из видов так называемых коммерческих потерь электроэнергии являются её хищение. Масштабы этого явления приобретают в последние годы угрожающий характер. Наиболее продуктивным инструментом предотвращения хищений электроэнергии является внедрение автоматизированных систем коммерческого учета электроэнергии (АСКУЭ) [1].

Последние 10 лет региональные энергоснабжающие организации осуществляют массовое внедрение АСКУЭ в многоквартирных жилых домах (МКЖД) с целью выявления отдельных случаев хищения электроэнергии в жилом секторе.

В представленной работе рассматриваются вопросы, связанные с разработкой методов выявления хищений по данным ежесуточного снятия показаний приборов учета электроэнергии в системах АСКУЭ МКЖД.

Предполагается, что хищение электроэнергии можно отследить по динамике изменения ежесуточного потребления в каждой конкретной квартире, а также по ежесуточному общедомовому расходу. Рассчитав разницу между общедомовым потреблением и суммарным потреблением всех квартир, можно определить общие расходы на общедомовые нужды дома. В случае, когда в одной из квартир происходит хищение, расходы на общедомовые нужды растут, так как квартирный счётчик «вора» не фиксирует реальное потребление, а общедомовой прибор учета (ПУ) суммарно и верно фиксирует всё. В зависимости от конкретного дома, дня недели, сезона, работающих в подъезде электроприборов и т.п., трудно на глаз или по какой-то эмпирической формуле подсчитать и оценить нормальные общедомовые расходы, чтобы выявить аномальное электропотребление.

Для решения указанной задачи предлагается использовать эмпирические классификаторы, построенные по принципу компьютерной нейронной сети. Однако для построения такого классификатора (обучения сети) требуется собрать и классифицировать вручную огромный набор данных, что является практически невыполнимой задачей.

В представленной работе предлагается использовать в качестве обучающего и тестирующего сетов данные моделирования ежесуточного электропотребления типового МКЖД с последующим исследованием возможности применения такого подхода к классификации домов с наличием отдельных «ворующих» квартир.



Создание модели жилого дома для обучения нейронной сети требует следующего минимального набора данных: средние ежесуточные расходы (будни и выходной) для каждого типа (1-комнатная квартира, 2-х комнатная, 3-х комнатная) квартир в доме, ежесуточный расход типового подъезда, предполагаемый ежесуточный расход «ворующей» квартиры. Также нужны данные по количеству квартир каждого типа и общее число этажей и подъездов в доме. Сделав предположение о возможном разбросе данных, можно попробовать экспериментально определить достаточную чувствительность нейронной сети на полученной модели. Предположительно, динамики изменения показаний дома в течение недели должно оказаться достаточно.

Опишем 2 класса объектов. Класс 0 соответствует набору данных, описывающий дом, в котором отсутствует хищение электроэнергии. Класс 1, соответственно, наоборот, описывает дом, в котором есть хотя бы одна «ворующая» квартира. Воспользуемся законами нормального распределения для имитации разброса расхода электроэнергии каждой квартиры и равномерного распределения для перетасовки классов в датсете «честных» и «ворующих» квартир в обучающем векторе.

Обучающий вектор состоит из данных среднесуточного расхода типовых квартир в зависимости от дня недели, с учетом их разброса по нормальному закону распределения. Общедомовые расходы определяются как сумма расходов всех квартир и подъездов. Таким образом, семидневный обучающий вектор сгруппирован, во-первых, по дням недели, и, во-вторых, в каждом дне недели, по типам квартир, с итоговым общедомовым расходом дома за сутки.

Обучающий вектор «ворующего» дома отличается от «честного» тем, что в нём случайным образом внутри сгруппированных квартир каждого типа имеются распределённые с равномерной вероятностью «ворующие» квартиры в заданном количестве, которые, в зависимости от типа хищения за сутки, показывают заниженные средние или нулевые показания расхода электроэнергии. При этом подсчёт общедомового расхода моделируется по показаниям общедомового прибора учета, который фиксирует всё фактическое электропотребление без занижения показаний.

Введём следующие переменные модели:

$a_{ij}^{(б)}, a_{ij}^{(в)}$ – среднесуточный расход (ватт-час) i -ой квартиры j -ого типа в будни (б) и выходной (в);

$o_j^{(б)}, o_j^{(в)}$ – отклонение (%) среднесуточного расхода квартиры j -ого типа в будни (б) и выходной (в);

$v_{ij}^{(б)}, v_{ij}^{(в)}$ – среднесуточный расход (ватт-час) i -ой ворующей квартиры j -ого типа в будни (б) и выходной (в);

$k_j^{(б)}, k_j^{(в)}$ – отклонение (%) среднесуточного расхода ворующей квартиры j -ого типа в будни (б) и выходной (в);

N – количество типов квартир;



M – количество квартир заданного типа.

$A_б$, $A_в$ – суммарный общедомовой расход (ватт-час) в будни и выходной рассчитывается по формулам:

$$A_б = \sum_{j=1}^N (\sum_{i=1}^M \frac{a_{ij}^{(б)} * o_j^{(б)}}{100\%}) \quad (1)$$

$$A_в = \sum_{j=1}^N (\sum_{i=1}^M \frac{a_{ij}^{(в)} * o_j^{(в)}}{100\%}) \quad (2)$$

Обучающий датасет представляет собой набор обучающих векторов, в каждом из которых содержится индикатор класса и набор признаков (среднесуточные расходы квартир и общедомового приборы учета) для обучения.

Структура вектора, описывающего один МКЖД, следующая. Признаки сгруппированы по дням недели. Всего описано 7 дней от понедельника до воскресенья. Каждый день содержит в себе сгруппированные и упорядоченные по типам квартир данные, то есть сначала идут все квартиры одного типа (например, однокомнатные), затем второго (двухкомнатные), третьего и т.д.:

[индикатор класса (0 или 1) +
расход квартир 1 типа (пн) + расход квартир 2 типа (пн) + ... +
расход квартир N типа (пн) + расход общедом.(пн) +
расход квартир 1 типа (вт) + расход квартир 2 типа (вт) + ... + рас-
ход квартир N типа (вт) + расход общедом. (вт) + ... +
расход квартир 1 типа (вс) + расход квартир 2 типа (вс) + ... + рас-
ход квартир N типа (вс) + расход общедом. (вс)]

Опишем, для примера, часть обучающего вектора с расходом 3-х квартир 2 типа в будни в «честном» доме:

$$\left[\dots, \frac{a_{12}^{(б)} * o_2^{(б)}}{100\%}, \frac{a_{22}^{(б)} * o_2^{(б)}}{100\%}, \frac{a_{32}^{(б)} * o_2^{(б)}}{100\%} \dots \right],$$

тогда, аналогично, для дома с одной, случайным образом равномерно распределённой «ворующей» квартирой, вектор будет выглядеть так:

$$\left[\dots, \frac{a_{12}^{(б)} * o_2^{(б)}}{100\%}, \frac{v_{22}^{(б)} * k_2^{(б)}}{100\%}, \frac{a_{32}^{(б)} * o_2^{(б)}}{100\%} \dots \right].$$

Для эксперимента возьмём советский типовой панельный 5-ти этажный дом серии К-7. Планировка типового этажа такого дома представлена на рисунке 1. На этаже находится три типа квартир: 1 однокомнатная, 4 двухкомнатных и 1 трёхкомнатная. В доме 2 подъезда. Для 5 этажей суммарное количество квартир каждого типа соответственно равны 5, 20 и 5.

Таким образом, типовой обучающий вектор будет состоять из 1(индикатор класса) + (5 + 20 + 5 + 1)(ПУ) * 7(дней) = 218 признаков.

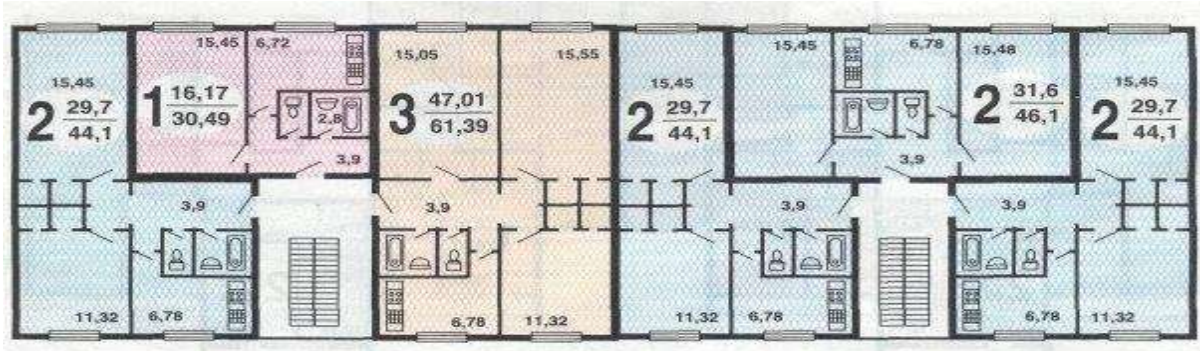


Рисунок 1 – Планировка типового этажа дома серии К-7

Средние значения электропотребления типовых квартир указаны в таблице 1.

Для построения классификатора использовалась нейронная сеть, построенная по схеме радиально базисных функций (РБФ).

Обучение проводится следующим образом. Инициализация центров c_i нейронов скрытого слоя осуществляется значениями обучающих векторов разных классов. Затем применяется алгоритм К-усреднений для разделения данных на кластеры. Величины охвата нейрона σ_i подбираются исходя из соседних нейронов. Далее проводится обучение с учителем с использованием алгоритмов, основанных на обратном распространении ошибки. Сеть состоит из 6-ти нейронов скрытого слоя, 2-х выходных нейронов. Датасет поделён в соотношении 70% для обучения, 30% для теста. Вектора признаков разных классов находятся в равном соотношении и равномерно распределены по датасету.

Таблица 1 — Среднесуточные значения электропотребления дома.

	Типовая квартира тип 1		Типовая квартира тип 2		Типовая квартира тип 3		Типовой подъезд ежедневно
	б-ни	вых-ой	б-ни	вых-ой	б-ни	вых-ой	
Действительное значение (ватт-час)	500	600	800	900	1000	1100	2000
Воруящее значение (ватт-час)	400		700		800		нет

Для оценки качества классификации введём и воспользуемся следующими метриками:

- SkipTargetError (пропуск цели - пропуск «ворующего» дома) — измеряет количество неправильно классифицированных объектов класса 1 из всех объектов этого класса;



- FalseAlarmError (ложное срабатывание) — измеряет количество неправильно классифицированных объектов класса 0 из всех объектов этого класса. Изменяется от 0 до 1.

В результате проведения экспериментов при использовании датасета размером в 500 обучающих векторов, при 1-й ворующей квартире в векторе признаков, процентом разброса от 5% до 20% для средних значений типовых квартир и подъезда, были получены следующие данные:

разброс 5%: SkipTargetError = 0, FalseAlarmError = 0.

разброс 10%: SkipTargetError=0, FalseAlarmError = 0.

разброс 15%: изменения SkipTargetError от 0.00 до 0.01, FalseAlarmError = 0

разброс 20%: изменения SkipTargetError от 0.01 до 0.05, FalseAlarmError от 0.01 до 0.03.

Таким образом, решение задачи классификации электропотребления и выявления «ворующих» домов с помощью нейронной сети РБФ оказалось возможным для описанной в данной статье модели данных.

Литература

1. В.В. Красник. 102 способа хищения электроэнергии – М.: ЭНАС, 2010. – 160с

Н.Г. Крупец, Е.С. Кононова

АВТОМАТИЗАЦИЯ СОСТАВЛЕНИЯ МАРШРУТОВ СНЯТИЯ КОНТРОЛЬНЫХ ПОКАЗАНИЙ ЭЛЕКТРОСЧЕТЧИКОВ У БЫТОВЫХ АБОНЕНТОВ

(Самарский университет)

Одной из задач, входящих в обязанности ресурсоснабжающей организации согласно требованиям «Основных положений функционирования розничных рынков электрической энергии» (введены в действие Постановлением правительства РФ от 04.05.2012 №442), является осуществление планового ежегодного контрольного снятия показаний приборов учета (ПУ), а также проверок их технического состояния. Проверки ПУ электроэнергии осуществляются подготовленным техническим персоналом с применением самого современного приборного парка и инструмента.

Особенностью региональных электросбытовых компаний является большой объем обслуживаемых ПУ у бытовых потребителей электроэнергии (300-600 тыс. точек учета (ТУ) электроэнергии). Для выполнения этой задачи такие компании имеют множество отделений; ежедневно несколько десятков бригад