

Новый метод оценки работы адаптивных кинетических солнцезащитных устройств¹

М. ТЕКСОЙ¹, О. ДУРСАН²

¹ Компания *Teksoy Yapı Mimarlık Ltd*, Турция. E-mail: mustafateksoy@teksoyyapi.com

² Университет Яшар, Измир, Турция. E-mail: onur.dursun@yasar.edu.tr

Аннотация

Определение управляющих параметров кинетических солнцезащитных устройств представляет собой проблему, которую лучше всего решать расчётными методами. В то же время, затраты на проведение расчётов, позволяющих получить почти оптимальное решение, потребовали исключения многих конструктивных решений и погодных условий. В этой связи, в данном исследовании предлагается новый подход, позволяющий осуществить адекватное рассмотрение пространства проектных решений и произвести оценку работы адаптивных кинетических солнцезащитных устройств (АКСЗУ). Современный подход основан на суррогатном методе многокритериальной оптимизации управляющих параметров АКСЗУ на основе выбранных произвольным образом часов светлого времени суток. Для оценки правильности результатов, полученных предлагаемым методом, был проведён контрольный эксперимент. Эмпирические данные говорят о том, что АКСЗУ имеет преимущества перед статическими солнцезащитными устройствами в части регулирования естественного освещения и вида из окна. Что же касается температуры в помещении, то никаких существенных различий выявлено не было.

Ключевые слова: адаптивный, кинетический, солнцезащита, дневной свет, температура, вид из окна, моделирование, суррогатный, оптимизация.

1. Введение

Управление солнечным светом всегда было важным аспектом архитектурного проекта, так как оно имеет огромное значение как для энергосбережения, так и для обеспечения комфорта. Правильный подход к управлению солнечным светом, основанный

на использовании солнцезащитных устройств, позволяет должным образом регулировать температуру в помещении и естественное освещение и, тем самым, вносит вклад в энергосбережение, одновременно обеспечивая комфортные условия для находящихся в помещении людей [1]. Регулирование уровня солнечного освещения фасада здания до попадания солнечных лучей в помещения является очень эффективным методом регулирования солнечного света [1–3]. Соответственно, для выполнения этой задачи на фасадах устанавливают статические солнцезащитные устройства (ССЗУ). Однако статические устройства не способны реагировать на изменяющиеся внешние условия и связанные с обеспечением комфорта требования. В [4] был сформулирован острый вопрос: «Логично ли утверждать, что статическая система может решать динамические задачи?».

Для решения этой проблемы были предложены адаптивные кинетические солнцезащитные устройства (АКСЗУ), которые и являются предметом данного исследования. По определению, АКСЗУ относятся к активным солнцезащитным устройствам. В них входят компоненты, способные изменяться в соответствии с изменениями окружающих условий, что достигается посредством автоматического изменения их положения. Для того, чтобы быть адаптивными, солнцезащитные устройства должны иметь подвижные детали, приводы, систему управления и датчики и быть запрограммированы таким образом, чтобы реагировать определённым образом на получаемые от датчиков данные. При проектировании кинетической системы, которая учитывает изменения во времени, задача существенно усложняется. С другой стороны, прогресс в области вычислительной техники и появление новых методов расчётов позволили исследователям решить эту проблему.

Как один из подразделов системы автоматизированного проектирова-

ния, ориентированное на рабочие характеристики комплексное параметрическое проектирование и оптимизация рабочих характеристик помогают принимать обоснованные проектные решения. Однако обеспечиваемая в процессе проектирования информационная обратная связь имеет свою цену – увеличение продолжительности расчётов. Большинство эмуляторов, которые генерируют подобную проектную информацию, вычислительно трудоёмки. В данном исследовании управления солнечными солнцезащитными устройствами, которое реагирует на внешние условия, проблема большой продолжительности расчётов становится ещё более важной, так как определение значений параметров, необходимых для управления солнцезащитной, должно занимать очень мало времени.

Критический обзор литературы по вопросу АКСЗУ показал, что в большинстве исследований проектные задачи слишком сильно упрощались из-за большой сложности этих задач и стоимости проведения расчётов (например, [5–9]). Подобные упрощения могут привести к недостаточному охвату пространства проектных решений. Например, в [10] и [11] для рассмотрения проектных решений, обеспечивающих наилучшее естественное освещение, использовался метод метаэвристического поиска, а именно, генетический алгоритм. В этом случае для получения оптимального проектного решения требуется чрезмерное количество имитаций. В результате стоимость расчётов была чрезвычайно высокой, так как в случае основанной на моделировании оптимизации нужно моделировать каждого представителя «населения» при заданном количестве поколений. С другой стороны, в [12] утверждалось, что при решении архитектурных задач оптимизация на основе суррогатной модели лучше, чем основанная на моделировании оптимизация, как с точки зрения затрат на проведение расчётов, так и с точки зрения получения хороших решений. Например, в [13] была разработана основанная на искусственной нейронной сети прогнозирующая модель для определения уровней естественного освещения в офисных зданиях, расположенных в г. Измире, Турция. Параллельно с этим, в [14] суррогатные модели были использованы для про-

¹ Перевод с англ. Розовского Е.И.

гнозирования влияния внутренних составленных из полос жалюзи на уровни освещённости, причём погрешности прогнозирования оказались очень низкими. В обеих этих работах ([13] и [14]) рассматривалось только естественное освещение, без учёта как теплового режима, так и связанных со зрительным комфортом моментов, таких как вид из окна. В [15] искусственная нейронная сеть использовалась для обеспечивающего требуемого естественного освещения управления непредсказуемым поведением наружной солнцезащитной системы, приводившейся в действие клеточными автоматами. Однако в этой работе главное внимание уделялось методам обучения нейронных сетей, а не влиянию предложенной АКЗСУ на комфорт и энергосбережение.

В предшествующих работах проводились не только оценка работы солнцезащитных устройств вычислительными методами, но и сравнение статических и адаптивно-кинетических солнцезащитных устройств (например, [7, 9, 16, 17]). Во всех упомянутых работах исследователи пришли к выводу, что кинетические солнцезащитные устройства лучше статических. Однако рассмотренные ими ССЗУ не были оптимизированы. Кроме того, ни в одной из этих работ наряду с вопросами теплового режима и естественного освещения в качестве параметра не рассматривался вид из окна, представляющий собой один из наиболее важных аспектов архитектурного проекта. И наконец, в качестве основы для сравнения рассматривался только один момент времени. А именно, сравнение проводилось только к одному моменту времени в году, например, к 11:00 в июле. Поэтому любые результаты, полученные в рамках этих ограничений, имеют ограниченную ценность.

Для заполнения бреши в литературных данных, в этом исследовании предлагается новый подход, позволяющий осуществить адекватное рассмотрение пространства проектных решений и произвести оценку работы АКЗСУ. Современный подход основан на суррогатном методе многокритериальной оптимизации управляющих параметров АКЗСУ на основе выбранных произвольным образом часов светлого времени суток. Для оценки правильности результатов, полученных предлагаемым методом, был

проведён контрольный эксперимент, который подробно описан в разделе 2. Эмпирические данные говорят о том, что АКЗСУ имеет преимущества перед ССЗУ в части регулирования естественного освещения и вида из окна. Что же касается температуры в помещении, то никаких существенных различий выявлено не было.

2. Методика

В данном исследовании использован количественный подход к оценке работы солнцезащитных устройств, для реализации которого была предло-

жена новая методика расчётов (рис. 1). Затем этот подход был апробирован в рамках сравнительного исследования оптимизированных применительно к году ССЗУ и АКЗСУ с почасовой оптимизацией. Предполагалось, что применительно к заданным эксплуатационным показателям АКЗСУ превзойдут оптимизированные ССЗУ. Для проверки этой гипотезы был разработан контролируемый эксперимент, в рамках которого с использованием расчётных методов было исследовано влияние независимых количественных переменных на выбранные эксплуатационные показатели.

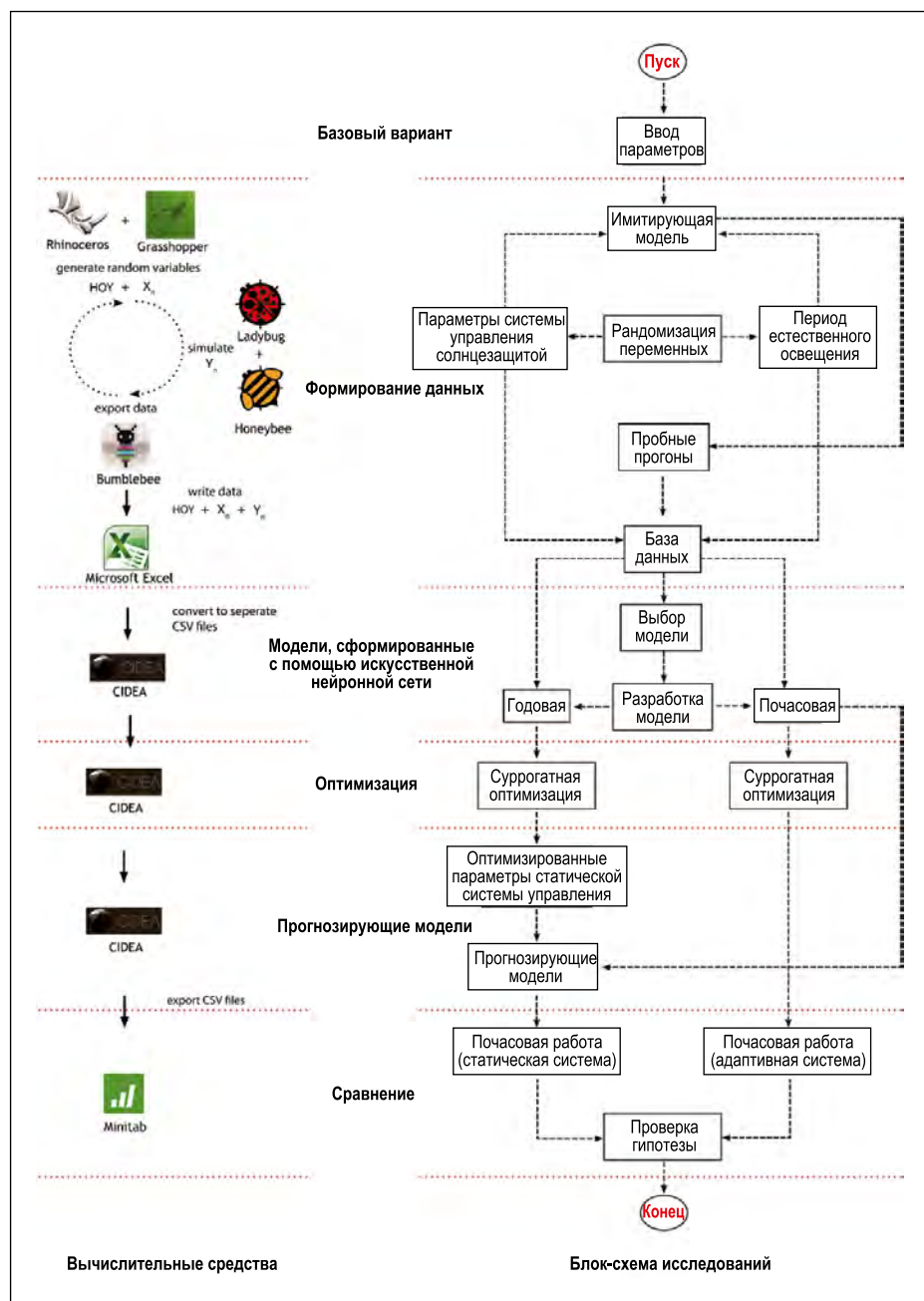


Рис. 1. Использовавшиеся вычислительные средства и блок-схема экспериментального проектирования

В данном исследовании были рассмотрены три эксплуатационных показателя. Первый эксплуатационный показатель, обозначенный как $|\Delta T|$, представляет собой абсолютное значение разности между расчётной температурой воздуха внутри гипотетического помещения и равным $23\text{ }^{\circ}\text{C}$ опорным значением температуры. Второй эксплуатационный показатель, обозначенный как $|Lux|$, представляет собой абсолютное значение разности между средним расчётным значением освещённости внутри гипотетического помещения и равным 500 лк опорным значением освещённости. И наконец, третий эксплуатационный показатель, обозначенный как *View*, представляет собой среднее процентное соотношение между участком, реально наблюдаемым из заданной точки внутри помещения, и всем доступным для наблюдения изнутри помещения участком.

2.1. Характеристики гипотетического помещения

При планировании эксперимента в первую очередь было выбрано помещение для исследования наружных солнцезащитных устройств. При всех вариантах солнцезащитных устройств характеристики этого помещения оставались неизменными. Были рассмотрены зависимые параметры установленных на здании годично оптимизированных солнцезащитных устройств и АКЗСУ. В качестве места нахождения гипотетического помещения был выбран г. Измир, Турция. Важно подчеркнуть, что для того, чтобы исключить влияние прочих воздействующих факторов и, тем самым, ис-

следовать влияние на выбранные эксплуатационные характеристики одних только солнцезащитных устройств, в рамках данного эксперимента передача тепла была возможна только от южного фасада. Более того, считалось, что отсутствуют любые внутренние тепловые нагрузки. Исходные характеристики гипотетического помещения приведены в таблице.

2.2. Выбор параметров солнцезащитного устройства – независимые (выбираемые) переменные

Выбор параметров солнцезащитных устройств производился при помощи алгоритмической платформы моделирования *Grasshopper*. Геометрия солнцезащитного устройства генерировалась посредством разделения на шесть частей поверхности, отстоящей от южного фасада на 5 см (рис. 2). Это должно было обеспечить позонное управление предполагаемой солнцезащитной системой. Впоследствии каждая из этих частей была дополнительно разделена на 30 участков. Эта операция позволила получить дерево данных с шестью списками, в каждый из которых входит по 30 элементов. Каждая из поверхностей образует горизонтальную пластинку солнцезащитного устройства размером $0,03 \times 1,49\text{ м}$. Для всех поверхностей была предусмотрена возможность поворота вокруг горизонтальной оси. Входящие в разные списки солнцезащитные поверхности управлялись независимо друг от друга посредством задания параметров поворота X_1, \dots, X_6 , которые могли принимать значения от $0,00$ до $180,00$ градусов. Отметим, что для

обеспечения честного сравнения конструкции ССЗУ и АКЗСУ были одинаковыми.

2.3. Введение эксплуатационных показателей в параметрическую модель

Введение эксплуатационных показателей в параметрическую модель было выполнено при помощи хорошо известных дополнительных модулей для *Grasshopper* (*Ladybug* и *Honeybee*), разработанных в целях оказания помощи проектировщикам при исследованиях и оценке экологических показателей вариантов проектов на стадии разработки концепции. При помощи программ, входящих в пакет *Ladybug*, можно импортировать в *Grasshopper* погодные файлы *EnergyPlus* (*EPW*) и проводить различные анализы окружающей среды, основанные на ранее зарегистрированных локальных временных данных. Пакет *Honeybee* содержит программы, совмещающие визуальную среду программирования *Grasshopper* с различными надёжными спецпроцессорами для моделирования, такими как *EnergyPlus*, *Radiance*, *Daysim* и *OpenStudio* [18]. Интегрированный и гибкий подход к проектированию можно с лёгкостью реализовать с помощью этих дополнительных модулей и предоставляемой платформой *Grasshopper* визуальной среды разработки скриптов. При помощи *Grasshopper* можно сформировать различные проектные параметры и связанные с ними рабочие характеристики для проведения дальнейших исследований.

2.4. Создание базы данных

Учитывающая рабочие характеристики параметрическая модель была сформирована для рассмотрения вариантов в пределах проектного пространства и определения выходных параметров ССЗУ и АКЗСУ. Предшествующая параметрическая модель включала в себя шесть независимых переменных и три выходных параметра, которые будем называть эксплуатационными показателями. Следующим шагом была автоматизация процесса генерации и регистрации в базе данных случайных независимых переменных для обеспечения управления участками солнцезащитных устройств и их расчётных эксплуатационных ха-

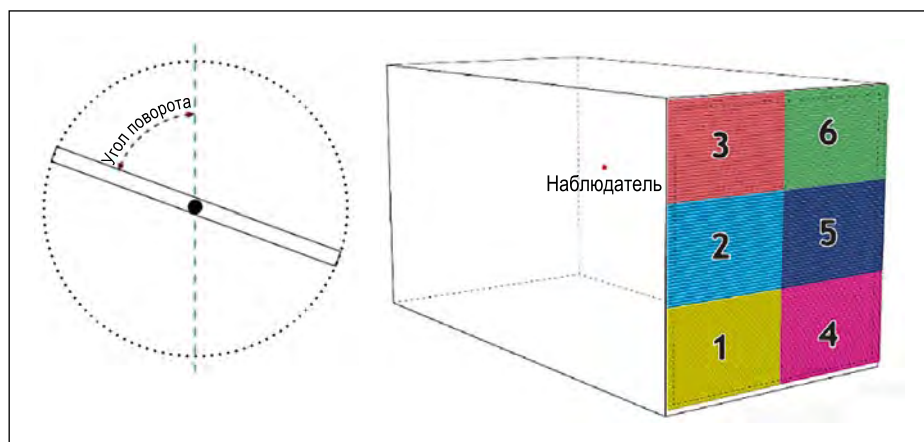


Рис. 2. Наружная система солнцезащиты с шестью контрольными зонами (справа) и схема с одним параметром управления солнцезащитой (слева)

рактистик. Для этого использовался следующий алгоритм:

- Шаг 1: генерация 6 случайных значений, входящих в область изменения управляющих параметров солнцезащитного устройства (независимые переменные).
- Шаг 2: моделирование естественного освещения, энергетической ситуации и вида из окна для каждого сформированного сценария.
- Шаг 3: занесение независимых проектных параметров и зависимых выходных параметров солнцезащитных устройств в электронные таблицы.
- Шаг 4: повторение (итерация) вышеописанного процесса 500 раз для каждого часа.
- Шаг 5: изменение часа года.
- Шаг 6: повторение (итерация) 50 раз.

В [19] отмечалось, что подвыборка данных из метеорологической базы, например, рассмотрение только одного дня каждого месяца, в конце концов приведёт к искажению результатов, так как будут исключены разные состояния неба. Однако целью данного исследования было не получение среднегодовых данных, а исследование ситуации в заданный момент времени. По этой причине из всех дневных часов года были случайным образом выбраны 50 часов, который попадали в промежуток между 9:00 и 17:00.

Моделирование осуществлялось на почасовой основе для выбранных случайным образом моментов года. Приписывая значимым переменным случайные значения, лежащие в пределах заданного диапазона, было реализовано 500 моделей для каждого из 50 выбранных случайным образом часов. В случае статической солнцезащиты сформированная случайным образом совокупность 500 примеров была реализована применительно к году. В результате было сделано 25500 прогнозов, позволивших сформировать 51 базу данных для дальнейшей разработки суррогатных моделей. После каждого прогноза независимые и связанные с ними переменные, содержащие сведения о работе устройств для каждого часа и года, сохранялись в отдельных электронных таблицах. По окончании процесса формирования базы данных каждая из таблиц была преобразована в данные, разделённые запятыми (CSV).

2.5. Разработка суррогатных моделей

В случае рассматриваемого в данном исследовании экспериментального проекта суррогатные модели играют главную роль, так как они решают две важные задачи. Во-первых, они используются в качестве целевых функций в рамках последующего процесса оптимизации. Так как они устанавливают причинно-следственные связи между входными и выходными переменными, то в данной работе эти связи используются для проведения одновременной оценки эксплуатационных показателей. Во-вторых, они обеспечивают прогнозирование эксплуатационных показателей ССЗУ для рассматриваемого дня/часа года, что облегчает сравнение с эксплуатационными показателями, полученными в случае АКЗСУ.

Для разработки суррогатных моделей использовалась искусственная нейронная сеть прямого распространения (FAAN). В такой нейронной сети связь допустима только от узла в слое к узлу в следующем слое. Многослойная сеть прямого распространения – это очень популярная и хорошо зарекомендовавшая себя конфигурация искусственных нейронных сетей, которая использовалась во многих областях применения, таких как прогнозирование и аппроксимация функций [20]. Для этого класса нейронных сетей характерно наличие скрытых слоёв между входным и выходным слоями сети. Скрытый слой содержит скрытые нейроны, которые не видны напрямую ни из входного, ни из выходного слоя [21]. Подготовленные для данного исследования модели относятся к классу многослойных перцептронов (MLP), так как они содержат один скрытый слой, а не только входной и выходной слои. В подробном обзоре [20] отмечается, что искусственной нейронной сети с одним скрытым слоем достаточно для аппроксимации любой сложной нелинейной функции с любой степенью точности. Так что количество скрытых слоёв не рассматривалось в процессе выбора модели, целью которого было определение наилучшей нейронной сети и предотвращение избыточного обучения сети.

Формированию MLP предшествовал выбор моделей для каждого из показателей, целью которого было опре-

деление архитектуры сети. В случае нейронной сети, предназначенной для моделирования АКЗСУ, сетевая модель тестировалась с использованием набора данных, соответствующих случайно выбранному часу, а не применительно ко всем 50 наборам данных. Сеть, показавшая себя наилучшим образом применительно к выбранному часу, затем использовалась для моделирования АКЗСУ и применительно к остальным 49 часам. В случае оптимизируемых применительно к году ССЗУ такой проблемы не было, так как в сетевых моделях использовался только один набор данных, характеризующих работу устройства в течение года.

Для перекрёстной проверки на достоверность к выбору модели и к процессу обучения нейронной сети был применён метод Монте-Карло.

В рамках метода Монте-Карло случайная выборка данных была разделена на две случайные подвыборки с коэффициентом 0,1. Это значит, что для обучения нейронной сети использовались 450 случайных наблюдений из набора данных (что соответствует 0,9 от общего количества наблюдений). Для оценки способности обученной сети к прогнозированию использовались остальные 50 наблюдений (контрольная выборка). Этот процесс повторяли 10 раз, случайным образом выбирая новые обучающие и контрольные выборки. Критерием оценки при проведении перекрёстной проверки служит среднеквадратичная погрешность (RMSE)², которую следует свести к минимуму.

После того, как для моделей были выбраны архитектуры нейронной сети и количества итераций, сети обучали с использованием данных, содержащихся в сформированных в результате моделирования наблюдений. MLP обучали при помощи алгоритма обратного распространения (Resilient Back-Propagation – RProp). RProp представляет собой алгоритм быстрого обучения MLP, осуществляющий локальную адаптацию посредством модификации весов с использованием интеграла вероятности ошибок. Подробное описание обучающего алгоритма, который использовался в данной работе, содержится в [22]. Разработанная в [23] вычислительно-

$$^2 RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (y - \hat{y})^2}$$

Исходные параметры блочной модели

Параметры		Значения
Местоположение		Измир, Турция
Размеры	Ширина, м	3
	Глубина, м	6
	Высота, м	3
Коэффициент отражения	Пол, %	30
	Потолок, %	80
	Стены, %	50
	Солнцезащитное устройство (наружное), %	40
Коэффициент теплопередачи	Стены (кроме южной)	Адиабатический процесс
	Крыша	Адиабатический процесс
	Пол	Адиабатический процесс
	Окно, Вт·К/м ²	2,39
	Южная стена, Вт·К/м ²	0,49
Внутренние нагрузки	Оборудование, Вт/м ²	
	Скорость инфильтрации (м ³ /с)/м ²	0,003
	Облучённость, Вт/м ²	0
	Количество людей, чел./м ²	0
Окно	Ориентация	Юг
	Площадь остекления, м ²	7,84
	Отношение площади окна к площади стены	0,87
	Конструкция окна	Двойное стекло с низкой излучательной способностью
Стекло	Тип	Прозрачное стекло
	Коэффициент пропускания в видимой области	0,79
	Показатель преломления	1,52

интеллектуальная среда принятия решений при архитектурно-строительном проектировании использовалась для разработки суррогатной модели и проведения многокритериальной оптимизации.

2.6. Многокритериальная оптимизация – целевые функции

Алгоритм *НурЕ* использовался для получения оптимального решения для $|\Delta T|$, $|\Delta E|$ и *View*. В [24] *НурЕ* был предложен в качестве эволюционного алгоритма многокритериальной оп-

тимизации, основанного на показателях качества многомерного индикатора. В этой работе было проведено сравнение этого алгоритма с другими эволюционными алгоритмами оптимизации, такими как *NSGA-II*, *SPEA2* и т.д. Полученные результаты показали, что *НурЕ* превосходит все прочие алгоритмы при решении задач многокритериальной оптимизации с размерностью, большей чем 2. Так что алгоритм *НурЕ* представляется подходящим для решения трёхмерной задачи оптимизации, которая была сформулирована применительно к ис-

следованиям наружных солнцезащитных устройств.

В соответствии с постановкой задачи, $|\Delta T|$ и $|\Delta E|$ следует минимизировать, а *View* – максимизировать. Это привело к явно конфликтной ситуации. На стадии оптимизации, алгоритм *НурЕ* обращался к нейронным сетям при рассмотрении каждой из целевых функций.

В данной работе при оптимизации использовались устанавливаемые по умолчанию параметры, обеспечившие генерацию 100 поколений, популяция каждого из которых насчитывала 100

членов, тогда как размерность многомерных образцов и вероятности мутаций были, соответственно, приняты равными 5000 и 0,1. Для получения наилучших вариантов проектных решений, основанный на суррогатном методе способ оптимизации был реализован применительно к обоим типам солнцезащитных устройств. При оптимизации АКЗЗУ было сделано 50 прогонов для каждого выбранного случайным образом часа дня. В случае ССЗУ для выбора наилучшего варианта применительно к году в целом была проведена всего одна оптимизация. В конце этого процесса мы извлекли из каждого из 51-го процесса оптимизации 100-е поколение, которое было использовано в дальнейшем.

2.7. Проверка гипотез

В данной работе предполагалось, что применительно к заданным эксплуатационным показателям АКЗЗУ превзойдут оптимизированные ССЗУ. Соответственно, были проверены следующие гипотезы:

- $H_{alt,1} = |\Delta T_{responsive}| - |\Delta T_{static}| \leq 0$.
- $H_{alt,2} = |\Delta E_{responsive}| - |\Delta E_{static}| \leq 0$.
- $H_{alt,3} = View_{responsive} - View_{static} \geq 0$,

где $H_{alt,1}$, $H_{alt,2}$ и $H_{alt,3}$ – гипотезы 1, 2 и 3 соответственно, ΔT – изменение температуры, ΔE – изменение освещённости, $View$ – вид из окна; нижние индексы: *responsive* – АКЗЗУ, *static* – ССЗУ.

Программа эксперимента предусматривает сравнение усреднённых характеристик одного образца для разных вариантов, когда данные находятся в непрерывной области. Один и тот же набор параметров измеряли для двух разных вариантов – статического и адаптивно-кинетического. Так что для формальной проверки гипотез подходит парный *t*-критерий Стьюдента.

3. Результаты и обсуждение

По завершении успешной реализации экспериментального подхода, подробно описанного выше, было получено 50 наборов оптимизированных выходных параметров для 50-ти выбранных случайным образом дневных часов в случае АКЗЗУ и один набор

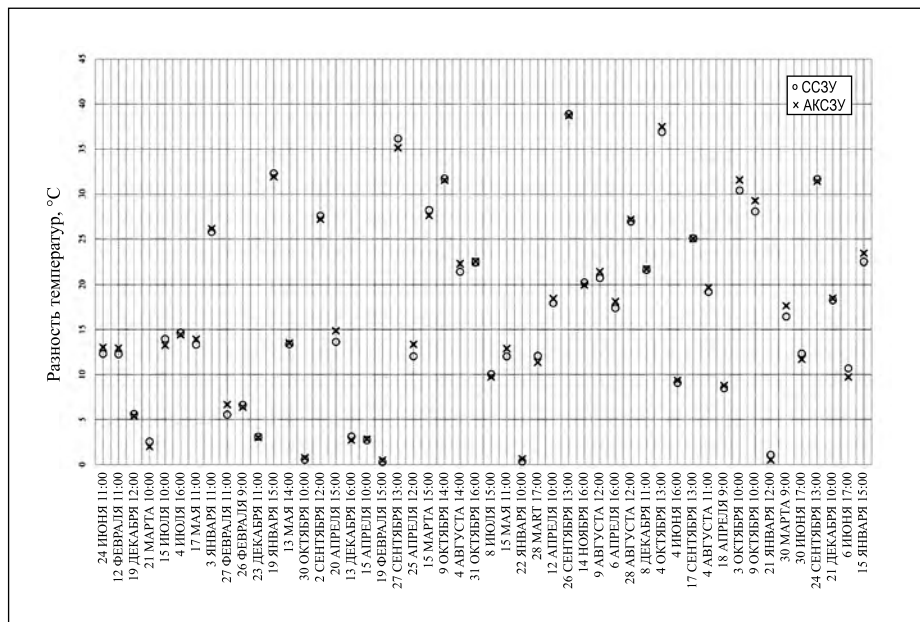


Рис. 3. Сравнение средних значений $|\Delta T|$ в случаях ССЗУ и АКЗЗУ

оптимизированных выходных параметров для ССЗУ. Каждый из этих 51-го набора данных включал в себя 100 оптимизированных вариантов проектных решений.

Перед реализацией основанной на суррогатном методе оптимизации, с использованием основанного на моделировании метода были проведены несколько предварительных исследований работы АКЗЗУ применительно к выбранным случайным образом дневным часам. Основными целями этих исследований были проверка правильности методики эксперимента, а также определение времени, требуемого для получения почти оптимального решения при использовании основанного на моделировании метода. В ходе предварительных исследований почти оптимальные решения для только одного дня года были получены за более чем 60 ч расчётов. То есть, если архитектор выбрал традиционный основанный на моделировании метод расчётов для оценки работы АКЗЗУ применительно к, скажем, 50-ти выбранным случайным образом часам года, то для решения этой задачи ему потребуется примерно 125 дней. С другой стороны, использование суррогатной модели приводит к существенному уменьшению времени расчётов. При исследовании работы АКЗЗУ применительно к 50-ти выбранным случайным образом дневным часам, на проведение всех расчётов потребовалось примерно 90 ч, причём большая часть

расчётов выполнялась компьютером в автоматическом режиме.

В рамках этого исследования были рассмотрены три гипотезы. Во всех случаях предполагалось, что АКЗЗУ проявит себя лучше, чем оптимизированное ССЗУ. Однако результаты, полученные при помощи парного *t*-критерия Стьюдента, говорят о том, что гипотезами $H_{alt,1}$ и $H_{alt,3}$ пренебречь нельзя, а гипотезой $H_{alt,2}$ – можно. Это означает, что АКЗЗУ превосходит ССЗУ в части естественной освещённости и вида из окна, тогда как в части влияния на температуру в помещении эти два типа солнцезащитных устройств друг от друга не отличаются.

Первой целевой функцией была оптимизация $|\Delta T|$. И мы ожидали, что в случае АКЗЗУ $|\Delta T|$ будет меньше. Однако полученные результаты говорят об отсутствии достаточных доказательств, позволяющих с уровнем значимости 0,05 считать, что в случае АКЗЗУ среднее значение $|\Delta T|$ будет меньше, чем в случае ССЗУ. Мы установили, что среднее значение $|\Delta T_{responsive}|$ оказалось равным 16,77 °C, тогда как среднее значение $|\Delta T_{static}|$ оказалось равным 16,60 °C. В расположенном в г. Измире выходящем строго на юг помещении, АКЗЗУ обеспечивает не лучшие, чем оптимизированные ССЗУ, уровни теплового комфорта и энергоэффективности. При этом следует подчеркнуть, что в данной работе одновременно рассматривались и другие целевые функции задачи оптими-

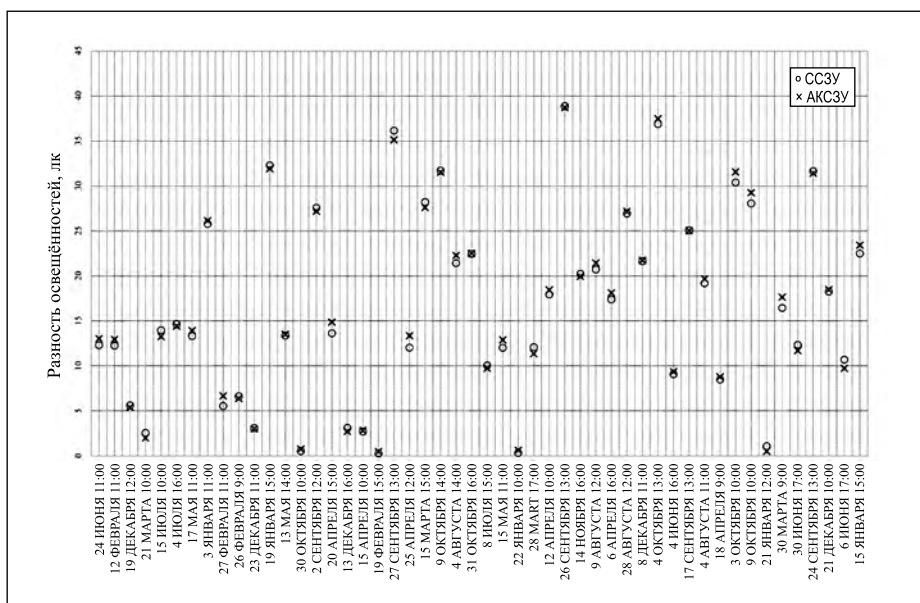


Рис. 4. Сравнение средних значений $|\Delta E|$ в случаях ССЗУ и АКЦЗУ

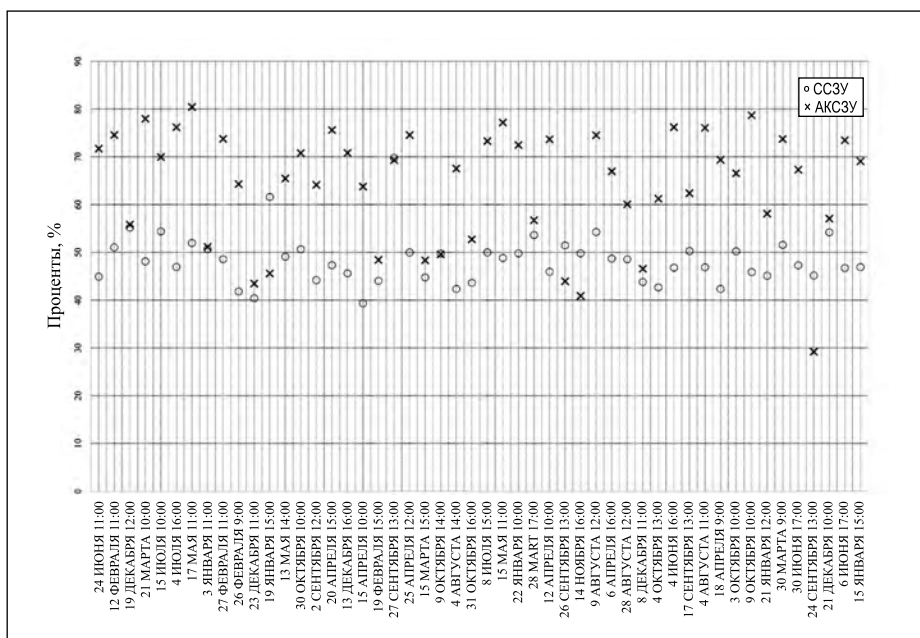


Рис. 5. Сравнение средних значений $View$ в случаях ССЗУ и АКЦЗУ

зации. Максимизация функции «вид из окна» может повлиять на результат, так как это явно противоречивый параметр при большинстве погодных условий. На рис. 3 приведены результаты применения парного t -критерия Стьюдента к сравнению значений $|\Delta I|$ для выбранных случайным образом часов.

Второй целевой функцией была оптимизация $|\Delta E|$. Как и в случае первой целевой функции, в данной работе требовалось минимизировать $|\Delta E|$, с тем чтобы среднее значение естественной освещённости оказалось по возможности максимально близким к 500 лк. При сравнении значений

$|\Delta E|$ было установлено с уровнем значимости 0,05, что АКЦЗУ работает значительно лучше, чем оптимизированное ССЗУ. Было получено, что средние значения $|\Delta E_{responsive}|$ и $|\Delta E_{static}|$ оказались, соответственно, равными 420 и 1277 лк. Так что применительно к естественной освещённости АКЦЗУ оказалась примерно в три раза лучше, чем оптимизированное ССЗУ. Однако следует отметить, что пять из парных разностей оказались нетипичными, то есть различия в пределах пары оказались большими, чем во всех остальных случаях (рис. 4). Это обстоятельство привело к увеличению средней разности в целом. Тем не ме-

нее, можно быть на 95 % уверенными в том, что реальная средняя разность составляет не менее чем 507 лк, и с вероятностью 90 % утверждать, что она попадает в интервал между 507 и 1206 лк.

Последней целевой функцией при описываемой оценке работы солнцезащитных устройств была выраженная в процентах реализуемая часть вида из окна помещения ($View$). Эта функция подлежит максимизации, так что желательными являются как можно более высокие значения $View$. Полученные результаты говорят о том, что средние значения $View_{responsive}$ и $View_{static}$ составляют, соответственно, 64,2 и 48,4 %. На основании этого мы и пришли к вышеизложенному выводу, что применительно к этому параметру АКЦЗУ в среднем существенно лучше, чем оптимизированное ССЗУ, с уровнем значимости 0,05. Можно быть на 95 % уверенными в том, что реальная средняя разность составляет более чем 12,7 %, и с вероятностью 90 % утверждать, что она попадает в интервал между 12,7 и 18,7 %. Результаты парного сравнения параметра $View$ приведены на рис. 5.

Полученные результаты можно связать с программой исследования. Единственной целью этого исследования было определение влияния солнечного света на условия внутри помещения. Солнечные лучи оказывают двойное действие: они нагревают помещение и освещают его. Тепловая энергия не может отражаться, она только излучается. И то, и другое солнцезащитные устройства сходным образом перехватывают вне здания тепловую энергию, переносимую солнечными лучами. Однако применительно к управлению создаваемым солнечными лучами освещением, АКЦЗУ оказались значительно лучше, чем ССЗУ. Вывод о преимуществах АКЦЗУ подкрепляется результатами рассмотрения входящей в формулировку проектной задачи целевой функцией, которая связана с видом из окна и не является динамической переменной, и при этом вступает в конфликт с прочими целевыми функциями.

4. Заключение

В данной работе описан новый способ адекватной оценки вариантов проектных решений и оптимизации рабо-

ты АКЗЗУ применительно к целевым функциям $|\Delta T|$, $|\Delta E|$ и *View*. Необходимость разработки такого способа обусловлена отсутствием адекватной и эффективной методики рассмотрения и оценки работы АКЗЗУ. Кроме того, в литературе эта проблема до сих пор рассматривалась без одновременного учёта температуры, освещённости и вида из окна. Полученные результаты говорят о том, что при использовании предложенного способа можно добиться существенно уменьшения времени расчётов по сравнению с временем, затрачиваемым в случае основанных на моделировании методов. Неожиданным было то, что оптимизированное ССЗУ оказалось несколько лучше, чем АКЗЗУ, в части целевой функции $|\Delta T|$. Что касается $|\Delta E|$ и *View*, то эмпирические данные говорят о том, что АКЗЗУ существенно превосходят оптимизированные ССЗУ.

В дальнейшем следует рассмотреть связь между погодными условиями, проектными переменными и целевыми рабочими характеристиками солнцезащитных устройств. Определённые климатические параметры, такие как освещённость и облучённость, создаваемые суммарным солнечным излучением, следует извлечь из погодных файлов и сопоставить с проектными и выходными параметрами, получив на выходе картину их взаимосвязи.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Hausladen, G., de Saldanha, M., Liedl, P. *Climate Skin*. Basel: Birkhauser, 2008.
2. Fathy, H. *Natural Energy and Vernacular Architecture*. Chicago and London: The University of Chicago Press, 1986.
3. Olgyay, A., Olgyay, V. *Solar Control and Shading Devices*. New Jersey, 1977.
4. Lechner, N. *Sustainable Design Methods for Architects*. New Jersey: Wiley, 2015.
5. Du Montier, C., Potvin, A., Demers, C.M. Energy and daylighting potential for Adaptive Façades: Evaluation of movable insulated panels // Proc. of Int. Conf. on Adaptation and Movement in Architecture ICAMA 2013, October 2013, Toronto, Canada.
6. Grobman, Y.J., Capeluto, I.G., Austern, G. External shading in buildings: comparative analysis of daylighting performance in static and kinetic operation scenarios // *Architectural Science Review*. – 2016. – Vol. 60, No. 2. – P. 1–11, 2016.

7. Kensek, K., Hansanuwat, R. Environment Control Systems for Sustainable Design: A Methodology for Testing, Simulating and Comparing Kinetic Façade Systems // *Journal of Creative Sustainable Architecture & Built Environment*. – 2011. – Vol. 1, No. 11. – P. 27–46.

8. Lee, D.S., Koo, S.H., Seong, Y.B., Jo, J.H. Evaluating thermal and lighting energy performance of shading devices on kinetic façades // *Sustainability (Switzerland)*. – 2016. – Vol. 8, No. 9. – P. 1–18.

9. Nielsen, M.V., Svendsen, S., Jensen, L.B. Quantifying the potential of automated dynamic solar shading in office buildings through integrated simulations of energy and daylight // *Solar Energy*. – 2011. – Vol. 85, No. 5. – P. 757–768.

10. El Sheikh, M., Gerber, D.J. Building Skin Intelligence // Proc. of the annual conf. of the Association of Computer Aided Design in Architecture ACADIA, 2011, pp. 170–177.

11. Sharaidin, K., Burry, J., Salim, F. Integration of Digital Simulation Tools With Parametric Designs to Evaluate Kinetic Façades for Daylight Performance // *Physical Digitality: Proc. of the 30th eCAADe Conf.*, 2012, Vol. 2, pp. 701–709.

12. Wortmann, T., Costa, A., Nannicini, G., Schroepfer, T. Advantages of surrogate models for architectural design optimization // *Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing*. – 2015. – Vol. 29, No. 4. – P. 471–481.

13. Kazanasmaz, T., Günaydin, M., Binol, S. Artificial neural networks to predict daylight illuminance in office buildings // *Building and Environment*. – 2009. – Vol. 44, No. 8. – P. 1751–1757.

14. Hu, J., Olbina, S. Illuminance-based slat angle selection model for automated control of split blinds // *Building and Environment*. – 2011. – Vol. 46, No. 3. – P. 786–796.

15. Skavara, M.E. Adaptive cellular automata façade trained by artificial neural network. Barlett School of Graduate Studies, University College of London, 2009.

16. Lee, E.S., DiBartolomeo, D.L., Selkowitz, S.E. Thermal and daylighting performance of an automated venetian blind and lighting system in a full-scale private office // *Energy and Buildings*. – Vol. 29, No. 1. – P. 47–63.

17. Wagdy, A., Fathy, F., Altomonte, S. Evaluating the Daylighting Performance of Dynamic Façades by Using New Annual Climate-Based Metrics Evaluating the Daylighting Performance of Dynamic Façades by Using New Annual Climate-Based Metrics // Proc. of the 32nd Int. Conf. on Passive and Low Energy Architecture, PLEA 2016. August 2016, Los Angeles, CA. – P. 941–947.

18. Sadehipour Roudsari, M., Pak, M. Ladybug: a Parametric Environmental Plugin for Grasshopper To Help Designers Create an Environmentally-Conscious Design // 13th Conf. of Int. building Performance Simulation Association, 2013, pp. 3129–3135.

19. Nabil, A., Mardaljevic, J. Useful daylight illuminance: a new paradigm for assessing daylight in buildings // *Lighting Research and Technology* // 2005. – Vol. 37, No. 1. – P. 41–59.

20. Zhang, G., Patuwo, B.E., Hu, M.Y. Forecasting with artificial neural networks: The state of the art // *Int. journal of forecasting*. – 1998. – Vol. 14. – P. 35–62.

21. Haykin, S. *Neural Networks and Learning Machines*. 2009.

22. Riedmiller, M., Braun, H. A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm // Proc. of IEEE Int. Conf. on Neural Networks, 1993, pp. 586–591.

23. Chatzikonstantinou, I. A Computational Intelligence Decision-Support Environment for Architectural and Building Design: CIDEA // IEEE Congress on Evolutionary Computation 2016, pp. 3887–3894.

24. Bader, J., Zitzler, E. HypE: An Algorithm for Fast Hypervolume-Based Many-Objective Optimization // *Evolutionary Computation*. – 2008. – Vol. 19, No. 1. – P. 45–76.



Мустафа Тексой (Mustafa Teksoy),

M. Sc. Окончил Университет Яшар (2017 г.). Партнёр и главный архитектор компании Teksoy Yapı Mimarlık Ltd, Турция. Область научных интересов:

компьютерное проектирование, архитектурная роботехника, долговечные и экологичные здания



Онур Дурсан (Onur Dursun),

Dr.-Ing. (2014 г.). Доцент архитектурного факультета Университета Яшар, Турция. Область научных интересов: оценка эксплуатационных

показателей при проектировании зданий и экономика строительства