

Кочурко В.А., Мадани К., Сабурян К., Головки В.А., Кочурко П.А.

ЭВОЛЮЦИОННАЯ НАСТРОЙКА АЛГОРИТМА РАСЧЁТА КАРТ ВИЗУАЛЬНОЙ САЛИЕНТНОСТИ

Введение. В рамках задач в области компьютерного зрения часто возникают подзадачи обнаружения объектов – например, как один из этапов задачи распознавания и трактовки визуальных данных или как часть прикладных задач по анализу транспортного потока с помощью видеокамер на шоссе.

Один из подходов к решению подобных задач основан на теории визуальной салиентности – модели когнитивного восприятия окружающего мира человеком, исследуемой в психологии [1, 2].

Салиентность – свойство объекта быть более заметным, чем окружающие его объекты (калька с английского слова saliency). В русскоязычных публикациях этот термин употребляется в основном в рамках когнитивной лингвистики (например, [3]), но также используется и в трудах в области компьютерного зрения (КЗ) (например, [4]). Существуют также варианты «выделенность», «заметность» или «значимость», но они несут несколько иное семантическое значение и употребляются, в том числе, и как аналоги английского термина «saliency», и как термины с иными смыслами даже в области КЗ (напр., [5, 6, 7]). Визуальная салиентность в таком контексте представляет собой свойство объектов (пикселей, областей изображения или видеоряда) быть более заметными на изображении (на кадре в видеопотоке), чем окружающие его на этом изображении объекты (пиксели, области изображения).

Англоязычные публикации показывают рост интереса к данной области исследований в последние 30 лет, что связывается с ростом вычислительных мощностей и развитием популярности комбинированных биологически инспирированных исследований. Так, один из подходов к классификации существующих моделей (обзорная работа Borji et ltti [1]) выделяет 13 признаков и классифицирует по ним 63 существующие модели. Кроме того, классификация также затрагивает и задачи, к которым применимы те или иные модели – выделяются две основных области: задачи обнаружения объектов (object detection problem) и задачи определения точки фиксации взгляда (eye fixation problem).

В предыдущих работах [8, 9, 10] предложен алгоритм ЕОА (Evolutionary optimized algorithm, эволюционно оптимизированный алгоритм), комбинирующий один и тот же подход с несколькими техниками для решения задач из обеих областей. Подобный алгоритм де-факто представляет собой свёрхупрощённую частичную модель человеческого зрения и может использоваться для решения более сложных задач компьютерного зрения, например, поиска очагов малых возгораний [11] или поиска новых неизвестных объектов в неисследованном пространстве [12].

В рамках данной статьи приводится общее описание алгоритма ЕОА, рассматриваются некоторые детали, не описанные в ранее опубликованных работах, а также приводятся описание и результаты нового эксперимента в рамках исследований моделирования человеческого восприятия.

Описание алгоритма. Алгоритм ЕОА был получен комбинацией алгоритма, описанного Ramik et al. в [12, 13] и некоторых методов,

Кочурко Вячеслав Анатольевич, аспирант кафедры интеллектуальных информационных технологий Брестского государственного технического университета, аспирант лаборатории образов, сигналов и интеллектуальных технологий Университета Пари-Эст.

Головки Владимир Адамович, д.т.н., профессор, зав. кафедрой интеллектуальных информационных технологий Брестского государственного технического университета.

Кочурко Павел Анатольевич, к.т.н., доцент кафедры интеллектуальных информационных технологий Брестского государственного технического университета.

Беларусь, БрГТУ, 224017, г. Брест, ул. Московская, 267

Мадани Курош, Dr. Hab., профессор, вице-директор лаборатории образов сигналов и интеллектуальных технологий Университета Пари-Эст.

Сабурян Кристоф, Ph. D., профессор лаборатории образов сигналов и интеллектуальных технологий Университета Пари-Эст.

Франция, Университет Пари-Эст, кампус Сенарт-Фонтенбло, 77127, г. Льюсан, рю Жорж Шарпак 36-37

рассмотренных в [1, 2, 14]. Он состоит из четырёх этапов, обязательным среди которых является только первый (пример применения всех четырёх этапов к изображению показан на рис. 1):

- расчёт карт(ы) визуальной салиентности;
- расчёт карты вероятностей фиксации взгляда;
- сегментация изображения;
- выделение салиентного объекта.

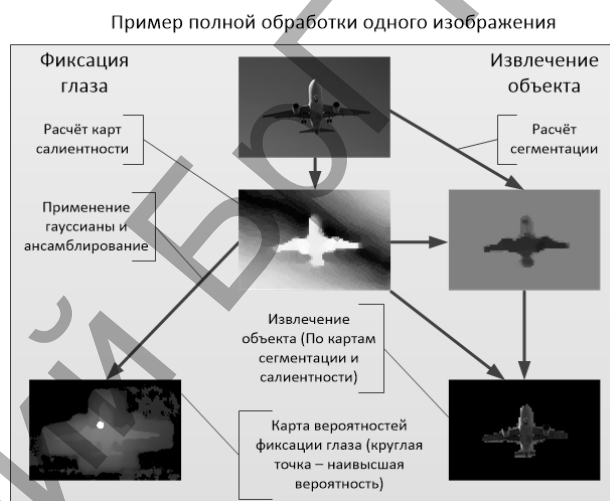


Рис. 1. Схема применения четырёх этапов алгоритма к входному изображению

Частично детали алгоритма уже были описаны в [8, 9]. В данной статье детально рассматриваются лишь два первых этапа – расчёт карт салиентности и расчёт карты вероятностей фиксации взгляда; детальные описания третьего и четвертого этапов можно найти в [9, 11].

На вход поступает изображение (или видеокادر) размером $W \times H$ пикселей, которое можно описать как $\Omega(x) = \{(R, G, B)_x; x \in \mathbb{N}^2\}$, где x является обозначением пары координат, описывающих пиксель в соответствующей ячейке изображения. Кроме того, необходимо указать, что для увеличения вычислительной эффективности алгоритма на первом этапе мы можем временно масштабировать изображение к меньшим размерам, используя коэффициент IRC – image resize coefficient, коэффициент масштабирования изображения ($w = IRC * W$; $h = IRC * H$), – который можно сделать настраиваемым для поиска наилучшего значения во время эволюционной оптимизации, описываемой далее. В [13] приводится значение $IRC = 0.2$ как достаточное для последующего извлечения объектов с минимальной потерей чёткости; для расчёта карт фиксации взгляда значение должно настраиваться.

В [12, 13] рассматриваются различные цветовые схемы в контексте

использования для последующих расчётов, однако для расчёта карт салиентности предлагается использование цветовой схемы siRGB (сферическую RGB-модель), – получаемую из обычной RGB-модели путём преобразования, аналогичного преобразованию декартовой трёхмерной системы координат в сферическую. Таковая модель показывает лучшие результаты при поиске реальных оптических инвариантов, чем стандартные RGB или HSV (более детально см. в [14, 15]).

Малая распространённость цветовой схемы siRGB порождает проблему со стандартизацией её математической модели. Поэтому при использовании данной модели примем нормализацию всех трёх элементов модели (интенсивность I и показатели цветности – зенитный θ и азимутальный φ углы) на стандартный 8-битный диапазон $\{I, \varphi, \theta\} \in [0; 255]$.

На выходе после первого этапа имеется несколько карт салиентности, представленных в виде набора пикселей, описываемых координатами (x, y) и единственным числом, характеризующим уровень салиентности каждого пикселя в контексте данного изображения. Для наглядности и упрощения последующего хранения уровень салиентности преобразуется в яркость (в диапазоне $I \in [0; 255]$), и суммарная карта хранится как изображение в оттенках серого: чем ярче (ближе к белому) пиксель, тем выше его уровень салиентности относительно остальных пикселей изображения. В научной литературе не существует единого подхода к абсолютным значениям уровня салиентности (для последующих возможностей сравнения), и каждый автор трактует полученные характеристики по-своему в зависимости от поставленных целей.

Карты салиентности вычисляются двумя способами: «глобальная салиентность», салиентность пикселя относительно всего изображения, и «локальная салиентность», салиентность пикселя как члена небольшой связной группы пикселей относительно окружающей её другой связной группы пикселей, причём, варьируя размеры групп, можно получить разные результаты. Полученные таким образом карты локальной и глобальной салиентностей взвешенно суммируются. В связи с тем, что в полученных картах используются не абсолютные значения, а лишь относительные безразмерные величины, веса суммирования зависят от свойств изображения. Суммарная карта используется затем на четвёртом этапе при извлечении салиентных объектов. Более подробное математическое описание – в следующем разделе.

На втором этапе локальные и глобальные карты, полученные ранее, «ансамблируются» – собираются в суммарную карту, но несколько иным путём, чем на первом этапе. В связи с вариативностью показателя размера группы для карты локальной салиентности, мы можем рассчитать несколько разных карт для разных значений этого показателя. Затем – взвешенно просуммировать вместе с глобальной картой в карту-«ансамбль», с которой после взвешенно суммируется центрированная 2D-гауссиана, после чего все значения ниже порогового обрезаются. На выходе карта является изображением, каждый пиксель которого (x, y) характеризуется безразмерной величиной в диапазоне $I_{x,y} \in [0; 255]$. После нормализации по всему изображению $(\sum_{x=0}^w \sum_{y=0}^h I_{x,y} = 1)$ изображение может трактоваться как карта распределения предсказанной вероятности фиксации человеческого взгляда.

Расчёт карт салиентности. Как было указано выше, для получения карты визуальной салиентности необходимо рассчитать карты глобальной и локальной салиентностей. Обозначим $\Omega_I(x), \Omega_\varphi(x)$ и $\Omega_\theta(x)$ как значения соответствующих величин для пикселя x .

Для расчёта карты глобальной салиентности используем следующие формулы:

$$M_I(x) = \|\Omega_{\mu I} - \Omega_I(x)\|$$

$$M_{\varphi\theta}(x) = \sqrt{(\Omega_{\mu\varphi} - \Omega_\varphi(x))^2 + (\Omega_{\mu\theta} - \Omega_\theta(x))^2}$$

$$M(x) = \frac{1}{1 - e^{-10(C_c - 0.5)}} M_{\varphi\theta}(x) + \left(1 - \frac{1}{1 - e^{-10(C_c - 0.5)}}\right) M_I(x),$$

где $M_I(x)$ и $M_{\varphi\theta}(x)$ – компоненты карты, вычисляемые по интенсивности (яркости) и по цветности соответственно; $\Omega_I, \Omega_\varphi, \Omega_\theta$ – средние по изображению значения величин $\Omega_I(x), \Omega_\varphi(x)$ и $\Omega_\theta(x)$, а коэффициент C_c – «показатель насыщенности», вычисляемый как средняя по изображению нормализованная разность между максимальным и минимальным значениями RGB-модели:

$$C(x) = \max(\Omega_R(x), \Omega_G(x), \Omega_B(x)) - \min(\Omega_R(x), \Omega_G(x), \Omega_B(x)),$$

$$C_c = \frac{\sum_{x=0}^{w \cdot h} C(x)}{255 \cdot w \cdot h}.$$

Коэффициенты при компонентах $M_I(x)$ и $M_{\varphi\theta}(x)$ отвечают за учёт цветности и насыщенности всего изображения в качестве весовых коэффициентов при соответствующих значениях компонент. Так, если на изображении цвета неяркие и мало отличаются друг от друга, то больший вес имеет компонент интенсивности, иначе – компонент цветности. $M(x)$ – финальная карта глобальной салиентности пикселей.

Расчёт карты локальной салиентности производится исходя из идеи о центрально-периферическом антагонизме (center-surround antagonism, см., напр., [8]), которая может быть представлена как разница гистограмм распределения величин $\Omega_I(x), \Omega_\varphi(x)$ и $\Omega_\theta(x)$ для пикселей внутри некоей области и пикселей снаружи этой области. Если разница велика, то внутри области, вероятно, представлен салиентный объект. Так, обозначим некоторый участок изображения («скользящее окно») размером (w_p, h_p) с пикселем x в центре как $P(x)$, а окружающий его участок площадью $2w_p h_p$ $\Omega_\theta(x)$ как $Q(x)$. Размер участка $P(x)$ связан с размером изображения через коэффициент WSC (Window size coefficient, коэффициент размера окна), значение которого будет рассмотрено далее:

$$(w_p, h_p) = WSC \times (w, h).$$

Для участков $P(x)$ и $Q(x)$ определим гистограммы H_p и H_q как гистограммы распределения значений $(0..255)$ по пикселям участков $P(x)$ и $Q(x)$ для каждого канала siRGB-модели. Тогда мы можем рассчитать для каждого пикселя x три величины $d(x)$:

$$d(x) = \sum_{i=0}^{255} \left(\frac{H_p(i)}{H_p} - \frac{H_q(i)}{H_q} \right),$$

$$C_{\mu P}(x) = \frac{\sum_{k \in P(x)} C(k)}{w_p h_p},$$

$$D(x) = \frac{1}{1 - e^{-C_{\mu P}(x)}} d_I(x) + \left(1 - \frac{1}{1 - e^{-C_{\mu P}(x)}}\right) \max(d_\varphi(x), d_\theta(x)),$$

где $D(x)$ – карта локальной салиентности, собираемая из компонент аналогично карте глобальной салиентности.

Очевидно, что основным настраиваемым параметром на данном этапе алгоритма является коэффициент размера окна WSC , значение которого может варьироваться в диапазоне $[0.1, 0.5]$ (меньшие и большие значения неэффективны как с точки зрения результата, так и с точки зрения вычислительной нагрузки).

В связи с вариабельностью коэффициента размера окна WSC , как было указано выше, мы можем рассчитать несколько разных локальных карт для разных значений коэффициента. Так, карты для значения $WSC = 0.1$ эффективны для «ловли» салиентности небольших (относительно размеров изображения) объектов, в то время как $WSC = 0.3$ позволяет рассчитывать салиентность более крупных объектов.

Для извлечения объектов в [13] эмпирически был выведен диапазон $[0.35, 0.45]$, из которого взято среднее значение $WSC = 0.4$, однако в случае с фиксацией взгляда мы можем себе позволить более широкий диапазон и смешивание результатов расчётов локальных карт с разными значениями коэффициента, так как конечным результатом является не извлечение объекта, а карта распределения вероятностей.

Расчёт карты вероятностей фиксации взгляда. В качестве входных данных рассматриваются карты глобальной и локальной салиентностей, рассчитанные с разными значениями WSC . Несколько карт локальной салиентности суммируются между собой и с картой глобальной салиентности:

$$E(x) = \sum_{i=1}^N k_{di} \cdot D_i(x) + k_m \cdot M(x),$$

где весовые коэффициенты k_{di} , k_m и количество локальных карт N – настраиваемые параметры (стоит отметить, что вес глобальной карты не является самостоятельной величиной и зависит от весов локальных карт $k_m = 1.0 - \sum_{i=1}^N k_{di}$, поэтому значение этого коэффициента не участвует в настройке напрямую).

Затем, согласно принципу центральной фиксации [14], на карту накладывается 2D-массив значений вероятности, распределённый по закону Гаусса, и применяем к результату пороговую функцию:

$$E'(x) = w_g \cdot A \cdot \exp\left(-\frac{(x-x_0)^2}{2\sigma_x^2} - \frac{(y-y_0)^2}{2\sigma_y^2}\right) + w_{ng} \cdot E(x),$$

$$EF(x) = \begin{cases} E'(x), & E'(x) \geq FT \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

$$\sigma_x = 2 \cdot \left(\frac{w}{2 \cdot Nar}\right)^2, \sigma_y = 2 \cdot \left(\frac{h}{2 \cdot Nar}\right)^2,$$

где амплитуда гауссианы A , «коэффициент сужения» Nar для вычисления среднеквадратичных отклонений σ_x , σ_y , весовые коэффициенты w_g , w_{ng} и значение финального порога FT – настраиваемые параметры (аналогично весовому коэффициенту для глобальной карты, здесь один из весовых коэффициентов является зависимой величиной). Здесь $EF(x)$ – карта вероятностей фиксации взгляда.

Такое большое количество настраиваемых параметров вызвано основной проблемой задач прогноза фиксации взгляда – реальный человеческий взгляд зависит от большого количества малоформализуемых факторов [2], как, например, свободный ли это взгляд или он ищет конкретный объект (т.е. восходящий – bottom-up – или нисходящий – top-down – процесс внимания [1]); количество времени, отведённое на осмотр; существование априорных установок и т.д. Для устранения подобной проблемы существуют протоколы осмотра, на основании которых создаются наборы данных и тесты производительности алгоритмов прогноза фиксации взгляда (напр., MIT1003 & MIT300 [17], Toronto [18]). В зависимости от прикладной задачи, которую необходимо решить с помощью алгоритма, выби-

раются те или иные тесты, на которых и настраиваются параметры. Настройка будет рассмотрена далее.

Настройка параметров. Для применения алгоритм ЕОА требует настройки многих параметров, которая может быть произведена путём стандартной эволюционной оптимизации.

Так, каждая отдельная хромосома является полным набором параметров, с которыми алгоритм готов к использованию. Алгоритм применяется к тестовому набору изображений, после чего полученные карты распределения вероятности сравниваются с приведенными изначально картами распределения реальных человеческих взглядов (т.н. ground-truth карты, далее в тексте – GT-карты; о протоколах создания таковых карт см. подробнее в [17]). Оценка функции приспособленности для данной хромосомы является суммой нескольких метрик, каждая из которых по-своему сравнивает вычисленную карту и GT-карту.

На основании рекомендаций о метриках в [19], для вычисления оценки функции приспособленности мы используем три малосвязанные между собой метрики AUC_{Judd} [20] (Area-under-curve в терминах ROC-анализа [21] в трактовке Judd), AUC_{Borji} [14] (Area-under-curve в трактовке Borji) и KL_{div} [22] (дивергенция между двумя распределениями в трактовке Kullback et Leibler):

$$Fit = \sum_{i=1}^N (AJ(i) + AB(i) + KL(i))$$

$$AJ(i) = \begin{cases} AUC_{Judd}(i), & AUC_{Judd}(i) > 0.5 \\ AUC_{Judd}(i) - 1, & \text{иначе} \end{cases}$$

$$AB(i) = AUC_{Borji}(i)$$

$$KL(i) = 1 - KL_{div}(i)$$

где i представляет собой одно изображение из тестового набора, а N – количество изображений в тестовом наборе.

Каждая из используемых метрик имеет свои особенности, учитываемые при расчёте функции приспособленности. Так, максимальная (и наилучшая) величина $AUC_{Judd} = 1$, а в случае, если данная метрика показывает значение ниже 0.5, то алгоритм с данным набором параметров создал карту с таким распределением вероятностей, которая совпадает с GT-картой меньше, чем карта со случайным распределением вероятностей. Очевидно, что хромосома с подобным набором параметров нуждаются в штрафе.

Метрика AUC_{Borji} также называется shuffled AUC (перемешанная AUC) и вычисляется как среднее от AUC_{Judd} для многократных (в бенчмарке MIT1003 используется показатель в 100 раз) случайных перемешиваний расчётной карты. Согласно [14], подобная практика позволяет убрать недооценку уровня «зашумлённости» карты (количества ошибок второго рода), и убрать завышение оценки благодаря инвариантности к центральной фиксации. Исходя из указанных выше особенностей данной оценки, её лучше использовать «как есть», без применения штрафующих условий.

Что касается метрики KL_{div} , идеальная величина данной оценки равна 0, и чем выше значение дивергенции, тем хуже вычисленная карта. Максимального значения данная метрика не предусматривает, однако в общем случае значение этой метрики для карты со случайным распределением вероятностей – около 2.5; в связи с этим в качестве слагаемого используется «комплементарная» величина $(1 - KL_{div})$, которая может принимать отрицательные значения в качестве штрафа, если дивергенция слишком высока.

В таблице 1 приведён примерный протокол оптимизации на тестовом наборе из бенчмарка MIT1003.

Для каждой величины в хромосоме заданы диапазоны значений; скрещивание производится соединением нескольких значений из одной хромосомы с остальными значениями другой; мутация между поколениями производится путём небольшого изменения одной или нескольких величин в хромосоме.

Таблица 1. Параметры эволюционной оптимизации и диапазоны допустимых значений всех параметров, указанных в хромосоме

Популяция		Строение хромосомы		Тестовый набор		Покolleний	
50		(IRC; WSC; k_{di} ; N; A; Nar; w_g ; FT)		1003 изобр.		40	
IRC	N	WSC	k_{di}	A	Nar	w_g	FT
[0.1; 0.45]	[1; 4]	[0.1; 0.4]	[0.01; 0.99]	[10; 255]	[0.5; 4.5]	[0.25; 0.5]	[20; 120]

Таблица 2. Эмпирически полученные значения параметров алгоритма в хромосоме, показавшей наилучшее значение функции приспособленности *Fit*

IRC	N	WSC	k_{di}	A	Nar	w_g	FT
0.4	2	{0.25; 0.1}	{0.38; 0.48}	173	2.22	0.48	53

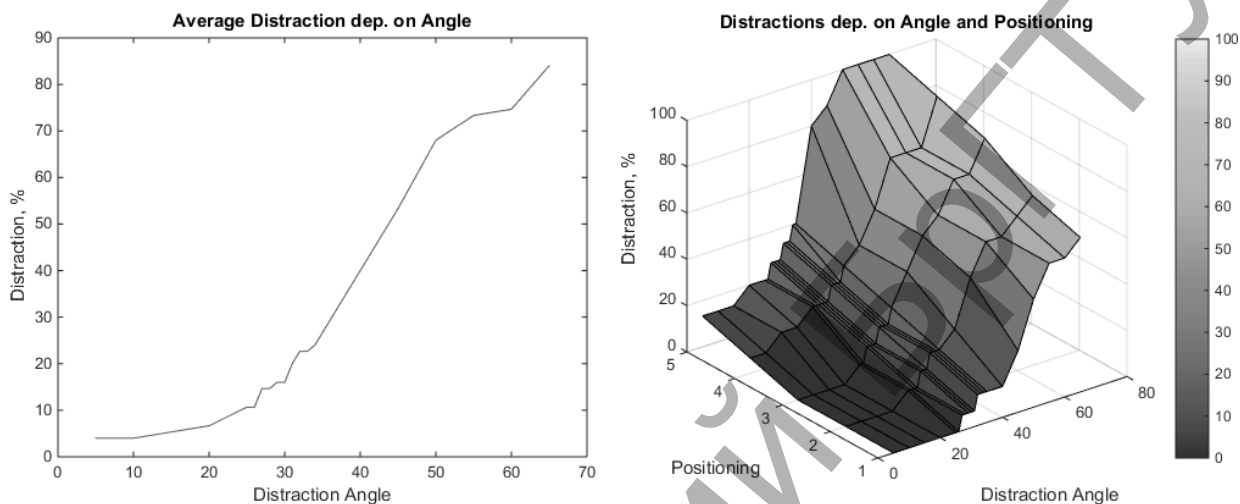


Рис. 2. В левой части: усреднённое процентное соотношение итераций, когда робот успешно был «отвлечён» от предыдущего салиентного объекта, к полному количеству итераций, в зависимости от угла «отвлечения». В правой части: аналогичное соотношение и его зависимость от угла «отвлечения» и от взаимного позиционирования объектов и робота

В качестве дополнительного условия останова алгоритма было введено условие неувеличения максимально достигнутого значения *Fit* на протяжении трёх поколений подряд.

По результатам данной оптимизации наилучший результат показала хромосома, приведенная в таблице 2.

Настроенный подобным образом алгоритм использовался для проведения сравнений с другими алгоритмами в бенчмарках MIT1003, MIT300, Toronto (подробности сравнения показаны, например, в [9]).

Навигация по картам фиксации взгляда. Для проверки возможности применения алгоритма в реальном времени был разработан эксперимент, в котором мобильная платформа (гуманоидный робот NAO [23]) передвигается по пространству на основании карт фиксации взгляда, получаемых из изображений с его передней камеры («взгляд» робота). Так, в данном эксперименте моделируется поведение маленького ребёнка, который, увидев нечто новое и интересное, бежит к этому объекту; по пути ребёнок может увидеть нечто более интересное и отвлечься, изменив свой маршрут в сторону иного объекта.

Примерный протокол эксперимента: в пустой чёрно-белой комнате располагаются несколько ярких предметов. На отдалении от них стартует робот, который на каждой итерации анализирует окружающий мир, находит наиболее интересную точку (наиболее салиентный объект) и делает несколько шагов в направлении этой точки. Перед следующей итерацией робот случайно отклоняет голову вбок на некоторый угол, после чего производится новая итерация поиска интересного объекта.

Подобный угол «отвлечения» (distraction angle) введён в эксперимент по двум причинам: подтверждение полезности алгоритма в заявляемых целях и поиск границ его применимости. Так, перед каждым новым запуском эксперимента угол выставлялся случайно в диапазоне от 5 до 65 градусов. Ниже приведены экспериментальные результаты.

Очевидно, что больше влияние на «отвлекаемость» робота окажет взаимное позиционирование робота и объектов. Поэтому использовались пять разных наборов позиций, ранжированные по простоте «от-

влечения» (чем ближе друг к другу находятся два салиентный объекта, тем вероятнее робот «отвлечётся» с одного объекта на другой).

Так, в левой части рис. 2 приведён график без учёта вариативности позиций (средние величины для всех наборов); в правой части – с учётом позиционирования. Угол, при котором процентное соотношение отвлечения не превышает 10%, приблизительно равен 26 градусам. Учитывая, что горизонтальный угол зрения камеры, используемой в роботе (Artina MT9M114) – 60.95 градусов, – довольно неплохой показатель для пустой комнаты. Учитывая сложную зависимость от многих малоформализуемых параметров, данное значение (26 градусов) интересно исключительно лишь как умеренное подтверждение возможности использования алгоритма ЕОА в качестве прото-модели человеческого взгляда и использования этой модели для простейшей навигации.

Заключение. Данный алгоритм может применяться в качестве составного элемента более сложных моделей; пласт задач огромен – от фундаментальных задач создания полной модели человеческого визуального восприятия до прикладных задач в нише фиксации взгляда. Кроме того, дополнительную гибкость алгоритму придаёт эволюционная парадигма его настройки, благодаря которой он может настраиваться под определённые задачи.

Дальнейшая работа авторов заключается в построении более высокоуровневых моделей восприятия с использованием, в том числе, и алгоритма ЕОА.

Данные исследования проводятся в рамках НИР «Нейросетевые методы обработки комплексной информации и принятия решений на основе интеллектуальных многоагентных систем» по заданию 1.16 ГПНИ «Информатика и космос, научное обеспечение безопасности и защиты от чрезвычайных ситуаций» на 2014-2015 год (№20140547).

СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Borji, A. State-of-the-art in visual attention modeling / A. Borji, L. Itti // IEEE Tran. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2013. – Vol. 35 (1) – P. 185–207.

2. Itti, L. Visual saliency / L. Itti // Scholarpedia [electronic resource]. – 2007. – Mode of access: http://www.scholarpedia.org/article/Visual_saliency, date of access: 20.10.2015.
3. Рахилина, Е.В. Когнитивный анализ предметных имен: семантика и сочетаемость / Е.В. Рахилина. – 2-е изд. – М.: Русские словари, 2008. – 416 с.
4. Методы анализа изображений для поддержки создания веб-сайтов с динамически меняющимся оформлением / И.П. Ахмадеева [и др.] // Вест. Новосибир. гос. унив., серия: Информационные технологии. – 2014. – № 3. – С. 6–15.
5. Рахилина, Е. В. Когнитивная семантика: история, персоналии, идеи, результаты / Е.В. Рахилина // МГУ. Семиотика и информатика. – 1998. – Т. 36. – С. 274–323.
6. Андрианов, А.И. Локализация текста на изображениях сложных графических сцен / А.И. Андрианов // Современные проблемы науки и образования: физико-математические науки. – 2013. – №3. – С. 1–7.
7. Малахов, К.А. Улучшение визуального качества изображения путем регулирования параметра квантования для стандартных кодеров сжатия / К.А. Малахов // Известия СПбГЭТУ ЛЭТИ. – 2010. – № 7. – С. 8–14.
8. From Human Eye Fixation to Human-like Autonomous Artificial Vision / V. Kachurka [et al.] // Lecture notes in computer science / Springer International Publishing. – 2015. – Vol. 9094: Advances in Computational Intelligence. – P. 171–184.
9. Обнаружение объектов системами компьютерного зрения: подход на основе визуальной saliентности / В.А. Кочурко [и др.] // Доклады БГУИР. – 2015. – №5(91). – С. 47–54.
10. Visual Saliency Based Approach to Object Detection in Computer Vision Systems: Real Life Applications / V. Kachurka [et al.] // Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (IDAACS): proceedings, Warsaw, Poland, 24–26 September 2015, in 2 volumes / IEEE. – Warsaw, 2015. – Vol. 1. – P. 239–245.
11. A Statistical Approach to Human-Like Visual Attention and Saliency Detection for Robot Vision: Application to Wildland Fires' Detection / V. Kachurka [et al.] // Communications in Computer and Information Science / Springer International Publishing. – 2014. – Vol. 440: Neural Networks and Artificial Intelligence. – P. 124–135.
12. Ramik, D.M. Hybrid salient object extraction approach with automatic estimation of visual attention scale / D.M. Ramik, C. Sabourin, K. Madani // Signal-Image Technology and Internet-Based Systems (SITIS): proceedings, Dijon, France, 28 November – 1 December 2011 / IEEE. – Dijon, 2011. – P. 438–445.
13. Ramik, D.M. Contribution to complex visual information processing and autonomous knowledge extraction: application to autonomous robotics: Ph. D. thesis / D.M. Ramik. – Université Paris-Est, 2012. – 176 p.
14. Analysis of scores, datasets, and models in visual saliency prediction / A. Borji [et al.] // IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV): proceedings, Sydney, Australia, 1–8 December 2013 / IEEE. – Sydney, 2013. – P. 921–928.
15. Van de Weijer, J. Robust optical flow from photometric invariants / J. van de Weijer, T. Gevers // IEEE International Conference on Image Processing (ICIP): proceedings, Singapore, 24–27 October 2004, in 5 volumes / IEEE. – Singapore, 2004. – Vol. 3. – P. 1835–1838.
16. Mileva, Y. Illumination-robust variational optical flow with photometric invariants / Y. Mileva, A. Bruhn, J. Weickert // Lecture notes in computer science / Springer International Publishing. – 2007. – Vol. 4713: Pattern Recognition. – P. 152–162.
17. Judd, T. A Benchmark of Computational Models of Saliency to Predict Human Fixations. / T. Judd, F. Durand, A. Torralba // MIT Technical Report [electronic resource]. – 2012. – Mode of access: <http://saliency.mit.edu/> – Date of access: 20.10.2015
18. Bruce, N. Attention based on information maximization / N. Bruce, J. Tsotsos // J. of Vision. – 2007. – Vol. 7. – № 9 – P. 950–950.
19. Saliency and Human Fixations: State-of-the-Art and Study of Comparison Metrics / N. Riche [et al.] // IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV): proceedings, Sydney, Australia, 1–8 December 2013 / IEEE. – Sydney, 2013. – P. 1153–1160.
20. Learning to predict where humans look / Judd T. [et al.] // IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV): proceedings, Kyoto, Japan, 29 September – 2 October 2009 / IEEE. – Kyoto, 2009. – P. 2106–2113.
21. Fawcett, T. An introduction to ROC analysis / T. Fawcett // Pattern recognition letters. – 2006. – Vol. 27. – № 8. – P. 861–874.
22. Contreras-Reyes, J.E. Küllback–Leibler divergence measure for multivariate skew-normal distributions / J.E. Contreras-Reyes, R.B. Arellano-Valle // Entropy. – 2012. – Vol. 14. – № 9. – P. 1606–1626.
23. Humanoid robot NAO: Review of control and motion exploration / Shamsuddin S. et al. // IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering (ICCSCE): Penang, Malaysia, 25–27 November 2011 / IEEE. – Penang, 2011. – P. 511–516.

Материал поступил в редакцию 08.01.16

KACHURKA V.A., MADANI K., SABOURIN C., GOLOVKO V.A., KACHURKA P.A. Evolutionary-based tuning of visual saliency map calculating algorithm

A tuning problem of previously proposed combined approach of object detection in image and eye fixation probability map calculation is considered. An evolutionary-based approach can be used in problem of parameter tuning for different sets of problems. Additional experimental results show viability of this approach on the broader class of tasks as predicted previously – applied variations of eye fixation problem like real-time navigation.

УДК 004.08.01

Осолинский А.Р., Кочан О.В.

СТЕНД ИССЛЕДОВАНИЯ МЕТОДИЧЕСКИХ ПОГРЕШНОСТЕЙ СИСТЕМЫ ИЗМЕРЕНИЯ СРЕДНЕГО ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЯ МИКРОКОНТРОЛЛЕРОВ

Введение. Одной из актуальных задач разработки компьютерных систем с автономным питанием является увеличение времени работы без возобновления заряда аккумуляторов. Согласно [1, 2], основными путями решения этой задачи являются: 1) увеличение энергоемкости источников питания; 2) усовершенствование технологии изготовления микросхем; 3) оптимизация программного обеспе-

чения по энергопотреблению. Первые два пути требуют фундаментальных исследований, а третий – лишь оборудования для измерения энергопотребления.

Сложность измерения энергопотребления микроконтроллеров и микропроцессоров (далее МК) состоит в том, что они, из-за использования КМОП технологии, потребляют ток в виде относительно

Осолинский А.Р., преподаватель каф. информационно-вычислительных систем и управления, аспирант 4 года обучения фак-та информационных компьютерных технологий Тернопольского национального экономического университета.

Украина, 46009, г. Тернополь, Тернопольская область, ул. Львовская, 11.

Кочан О.В., к.т.н., доцент каф. информационно-измерительных технологий института компьютерных технологий, автоматизации и метрологии Национального университета «Львовская политехника».

Украина, г. Львов, ул. Степана Бандеры, 12.