

$$\begin{aligned}\frac{dk(t)}{dt} &= -(\mu + \nu) \cdot k(t) + s \cdot (b \cdot k(t)^{\alpha_1} + \omega \cdot q), \\ L(t) &= L(0) \cdot \exp(\nu \cdot t), \\ Q_T &= L(t) \cdot q, \\ \Delta E &= \omega \cdot Q_T, \\ K(t) &= k(t) \cdot L(t), \\ Y(t) &= (b \cdot k(t)^{\alpha_1} + \omega \cdot q) \cdot L(t), \\ I(t) &= s \cdot Y(t), \\ C(t) &= (1 - s) \cdot Y(t).\end{aligned}\quad (5)$$

Переменные Y, K, L, I, C, Q_T в модели (5) являются параметрами состояния системы, характеризующие уровень экономики в текущий момент времени t . Фазовой переменной, определяющей траекторию развития экономики, является фондовооруженность $k(t)$. В качестве параметра управления системой принята норма накопления S .

Для примера проведено моделирование стационарного развития условной экономики для двух вариантов: без генерации эксергии в системе и с генерацией эксергии в системе. Результаты моделирования динамики параметров состояния Y, I и C в условных единицах представлены на рисунке.

Из сравнения совмещенных на рисунке графиков следует, что при реализации генерации эксергии в экономической системе ее развитие при прочих равных условиях происходит на более высоком уровне как по потреблению C , так и по накоплению I .

Выводы

Изложенное в статье можно обобщить в виде следующих выводов и рекомендаций:

1. Для уточнения оценки адекватности моделей (1) и (5) требуется внедрение в практику эксергии как технико-экономического параметра анализа и набор соответствующей статистики.

2. Представление макропроизводства производственной функцией (1) с включением в нее эксергии потребляемой тепловой энергии позволяет количественно оценивать и сравнивать энергетическую эффективность экономических систем.

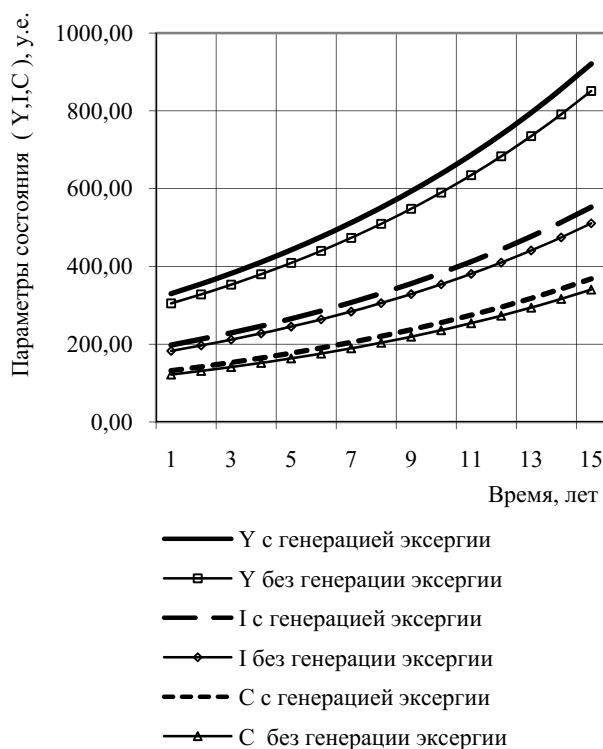


Рисунок. Траектории стационарного развития экономики

Разработанную модель динамики макропроизводства (5) предлагается использовать в качестве инструмента для оперативной количественной оценки последствий внедрения в экономическую систему энергосберегающих тепловых насосов.

Литература

1. Андреев, А. С. К вопросу выбора эколого-экономического показателя эффективности энергопотребляющих систем / А. С. Андреев, Н. Н. Силицын // Ученые записки Череповецкого государственного университета. — 2011. — №1. — С. 80–81.
2. Колмаев, В. А. Экономико-математическое моделирование. Моделирование макроэкономических процессов и систем / В. А. Колмаев. — М., 2005.

УДК 004.89

С. В. Ендияров
ОАО «Уралмашзавод»,
С. Ю. Петрушенко
ООО «S.Yu.E» (г. Екатеринбург)

КАЧЕСТВЕННОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ ПОВЕДЕНИЯ МЕТОДОВ СТАБИЛИЗАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ СРЕДСТВ ВОЗДУШНОЙ РАЗВЕДКИ

В статье проводится качественное исследование методов стабилизации изображений – необходимость, в которой определяются требования к функциям, реализуемым современными программно-аналитическими комплексами для средств воздушной разведки. Такие системы, как правило, должны выполнять функции обнаружения, распознавания движущиеся объекты их последующее сопровождение, а также оценку поведения этих объектов в динамике.

Автоматическое выделение движущихся объектов сцены из входящего видеопотока – одна из важнейших задач анализа изображений, решение которой напрямую зависит от возможности стабилизации получаемых изображений.

В представленной работе приведена оценка методов стабилизации изображения для на основе выделения ключевых особенностей методом Харриса.

Моделирование, ключевые особенности, стабилизация, средства воздушной разведки.

In this article we provide qualitative research on behavior of key points matching algorithms, which can be used to increase quality of motion detection and recognition algorithms. Suggested technique is based on Harris method and can be used to stabilize images which are coming from an unmanned aerial vehicle.

Modeling, image key features, mosaicing, stabilization, unmanned aerial vehicles.

Введение

Стимулом к развитию артиллерийской разведки послужило появление беспилотной авиации. Во всем мире беспилотные летательные аппараты (БПЛА) успешно и широко использовались армиями США и Израиля в ходе военных операций (Персидский залив, Югославия, Ближний Восток, арабо-израильские войны). При этом БПЛА зарекомендовали себя как эффективное средство разведки, сопровождения боя, обнаружения зенитных установок противника, доставки грузов, для выполнения прочих боевых задач.

На сегодняшний день по работам NASA, MIT известно, что активно ведутся разработки по оптимизации работы БПЛА в военно-информационной сфере с использованием искусственного интеллекта.

Основная часть

В литературе известно много различных методов сопоставления ключевых точек [1] изображений, причем при реализации данных алгоритмов предполагается, что уровень априорной информации изменяется в широких пределах.

Проведем качественный анализ методов сопоставления особенностей на примере детектора Харриса [3]. Для этого к исходному изображению применяется детектор Харриса, затем последовательно для каждой особенности изображения выделяется окно заданного размера, например, 13x13. Для заданного участка производится вычисление градиентов по x , y , например, путем вычисления детектора границ Собеля, после чего формируется ковариационная матрица следующего вида:

$$A = \frac{1}{N^2} \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix}.$$

Усреднение необходимо, чтобы держать значения переменных в заданном диапазоне и не допустить переполнения. Стоит отметить, что вполне возможно производить нормализацию исходных градиентов. Математически это можно реализовать, используя матрицу B :

$$B = \begin{bmatrix} ix_1 & iy_1 \\ ix_2 & iy_1 \\ \vdots & \vdots \\ ix_n & iy_n \end{bmatrix}.$$

С применением данной матрицы матрица A вычисляется следующим образом:

$$A = B^T B.$$

Для данного случая предполагается, что матрица B нормализована и имеет среднее значение, равное 0.

Подобное преобразование области вокруг ключевой особенности Харриса необходимо для того, чтобы получить инвариантный дескриптор по отношению к вращению изображения. Для этого для каждой области будем вычислять главное направление (ориентацию) области. Для чего воспользуемся формулой для аналитического нахождения собственных чисел матрицы 2x2:

$$\begin{aligned} t &= \text{trace}(A) = A(1,1) + A(2,2), \\ d &= \det \text{er} \min \text{ant}(A) = \\ &= A(1,1) \cdot A(2,2) - A(1,2) \cdot A(2,1), \\ eig1 &= t / 2 + \sqrt{t^2 / 4 - d}, \\ angle &= a \tan 2(A(2,1), eig1 - A(2,2)). \end{aligned}$$

Самому большому собственному числу соответствует следующий собственный вектор, который и используется в качестве определения главной оси:

$$v = \begin{bmatrix} eig1 - d \\ A(2,1) \end{bmatrix}.$$

В результате данных вычислений получаем угол поворота области, который затем используем для получения инвариантного дескриптора. Для этого стоит учесть, что собственные вектора не указывают на одно направление, а позволяют определить ось. Следовательно, полученный угол может быть смещен на 180 градусов.

С учетом вышесказанного для создания инвариантного дескриптора предлагается оставлять как область, повернутую на угол α , так и на угол $\alpha + 180$. Поскольку во время вращения вокруг области образуются зоны «черного» цвета, т. е. пиксели выходят за границы изображения в ходе преобразования, то для улучшения качества распознавания предлагается использовать круглую маску (бинарную), совмещенную с преобразованием гаусса, что позволяет учесть негативное влияние пикселей «черного» цвета и снизить влияние шума.

В качестве дескриптора используется две области заданного размера, повернутые на два угла α и угол $\alpha + 180$. В таком случае можно производить сопоставление ключевых особенностей путем проведения сравнения одной области первого изображения с двумя областями другого изображения и выбора минимума ошибки.

Для ускорения процесса сопоставления при решении задачи предлагается области ранжировать в процессе построения дескрипторов. В результате ключевая особенность характеризуется только одним дескриптором и требуется в 2 раза меньше сравнений. Это особенно актуально, если производить, например, вычисление максимума кросс-корреляции в качестве сравнения областей. После проведения сопоставлений выбираются те точки, которые имеют наименьшую ошибку. При сравнении выбираются не все точки, а только N лучших.

На основе этих данных производится поиск фундаментальной матрицы преобразования:

$$\begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s \cos \varnothing & -s \sin \varnothing & \Delta x \\ s \sin \varnothing & s \cos \varnothing & \Delta y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_r \\ y_r \\ 1 \end{bmatrix}.$$

Таким образом, пиксели изображений связаны между собой соотношением:

$$r(x, y) = p(\Delta x + s \cdot (x \cos \varnothing - y \sin \varnothing), \\ \Delta y + s \cdot (x \sin \varnothing + y \cos \varnothing)).$$

Матрица производит преобразование каждого пикселя $r(x_r, y_r)$ исходного изображения в пиксели изображения $p(x_p, y_p)$:

$$p = M(r).$$

В данном преобразовании угол $\varnothing$ – угол вращения в направлении против часовой стрелки.

Уточнение фундаментальной матрицы преобразования происходит за счет использования методов робастной регрессии, таких как RANSAC [2], позволяющих в общем случае найти надежные оценки матрицы даже при наличии значительного количества выбросов в выборке.

Для решения задачи обнаружения движения затем необходимо найти проекцию изображения 1 на изображение 2. С этой целью матрицу преобразования инвертируют и используют для вычисления проекции. На данном этапе качество преобразования зависит от множества факторов, таких как: масштаб изображения, используемые средства интерполяции и т. п.

По установленным параметрам преобразования возможно оценить изменение в положении камеры во время съемки и косвенно оценить качество изображения по факту резкого изменения показателей в режиме реального времени. Параметры преобразования можно установить как из матрицы F , так и из матрицы F^{-1} . Значения параметров при этом должны

незначительно отличаться, а угол должен иметь противоположный знак.

В качестве примера приведем преобразование изображения путем его поворота на 45° против часовой стрелки (см. рис. 1).

Полученная в результате поиска фундаментальная матрица преобразования будет иметь вид:

$$\Phi = \begin{bmatrix} 0,707 & 0,705 & -66 \\ -0,706 & 0,705 & 557 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

На основании данной матрицы получаем следующие значения для параметров преобразования:

$$\begin{aligned} \varphi &= -45,0321, \\ s &= 0,9985, \\ \Delta x &= -66,8009, \\ \Delta y &= 557,4690. \end{aligned}$$

При этом видно, что, несмотря на погрешность, методика позволяет с достаточной точностью определять изменение положения камеры относительно сцены.

Из-за ошибок в преобразовании, а также изменения контраста изображения в результате операции вращения (интерполяция) получаем карту ошибок. При этом большая часть ошибок представляет собой незначительные изменения типа белого шума. К серьезным стоит отнести границы, которые имеют значимые черты, например, параллельные линии на границе изображения (см. рис. 2).

Объемная поверхность ошибок хорошо иллюстрирует факт наличия ошибки в определении угла вращения. Информация об изменении угла поворота изображения может служить оценкой состояния интенсивности изменения положения беспилотного летательного аппарата. В результате такой диагностики возможно определение переходного времени изменения курса, влияния погодных условий на интервал времени, возможных аварийных ситуаций. Другими косвенными показателями могут служить: изменение масштаба изображения, получение совершенно недопустимых значений масштаба, например, отрицательных значений.

При допущениях на непрерывность изменения угла поворота/масштаба изменение угла поворота/масштаба между последовательностью изображений происходит незначительно, а значит, резкие изменения многомерного временного ряда, представляющего пространственно-временные паттерны, отражают сложность в обнаружении адекватных (с точки зрения дальнейшей обработки) ключевых особенностей изображения. В случае появления внешних возмущающих воздействий данные паттерны представляют собой знакопеременное отклонение от линии задания, так как система пытается стабилизировать собственное состояние.

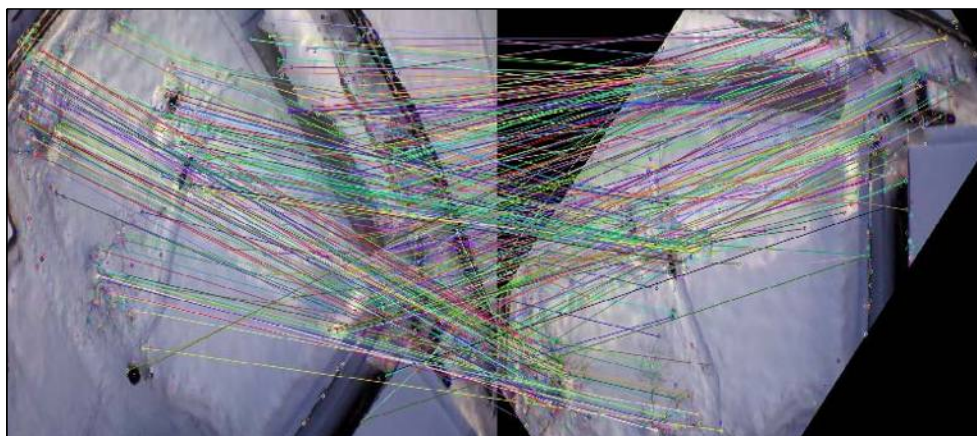


Рис. 1. Исходное изображение (слева) и преобразованное изображение (повернуто на 45°)

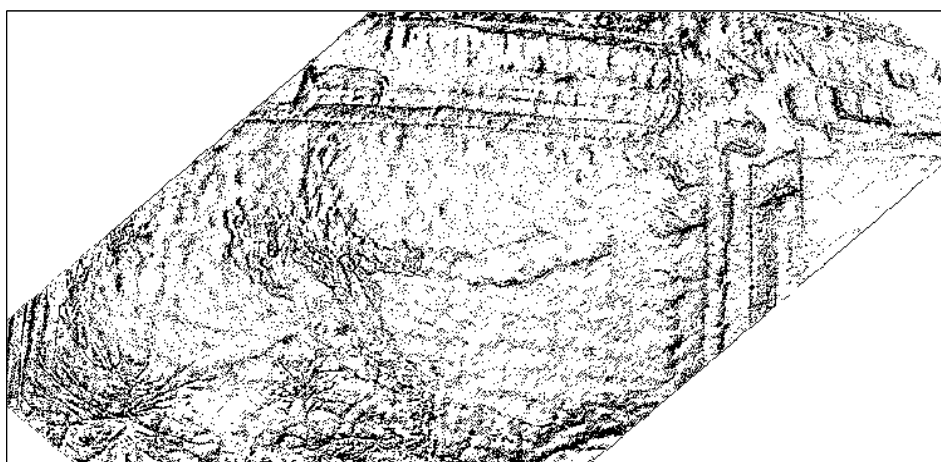


Рис. 2. Распределение ошибок (минимум – 0; максимум – 136; среднее – 0,35)

Выводы

Представленные в статье методы используются в составе программно-аналитического комплекса для повышения эффективности воздушной разведки, разрабатываемой компанией ООО «S.Yu.E». Компания ООО «S.Yu.E» имеет опыт разработки систем мониторинга и оптимизации работы сложных технических систем и специализируется на системном анализе и обработке информации в режиме реального времени сложных технических систем и объектов.

Литература

1. Byeong-Ho Kang A review on image and video processing / Kang Byeong-Ho // International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering. – 2007. – April. – Vol. 2.
2. Fischler, M. A. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography / M. A. Fischler and R. C. Bolles. – Commun. ACM, 24(6):381–395, 1981.
3. Harris, C. A Combined Corner and Edge Detector / Chris Harris and Mike Stephens // Proceedings of The Fourth AlveyVision Conference (Manchester, UK). – 1988. – P. 147–151.