



Студенттер мен жас ғалымдардың
«ҒЫЛЫМ ЖӘНЕ БІЛІМ - 2018»
XIII Халықаралық ғылыми конференциясы

СБОРНИК МАТЕРИАЛОВ

XIII Международная научная конференция
студентов и молодых ученых
«НАУКА И ОБРАЗОВАНИЕ - 2018»

The XIII International Scientific Conference
for Students and Young Scientists
«SCIENCE AND EDUCATION - 2018»



12th April 2018, Astana

**ҚАЗАҚСТАН РЕСПУБЛИКАСЫ БІЛІМ ЖӘНЕ ҒЫЛЫМ МИНИСТРЛІГІ
Л.Н. ГУМИЛЕВ АТЫНДАҒЫ ЕУРАЗИЯ ҰЛТТЫҚ УНИВЕРСИТЕТІ**

**Студенттер мен жас ғалымдардың
«Ғылым және білім - 2018»
атты XIII Халықаралық ғылыми конференциясының
БАЯНДАМАЛАР ЖИНАҒЫ**

**СБОРНИК МАТЕРИАЛОВ
XIII Международной научной конференции
студентов и молодых ученых
«Наука и образование - 2018»**

**PROCEEDINGS
of the XIII International Scientific Conference
for students and young scholars
«Science and education - 2018»**

2018 жыл 12 сәуір

Астана

УДК 378

ББК 74.58

Ғ 96

Ғ 96

«Ғылым және білім – 2018» атты студенттер мен жас ғалымдардың XIII Халықаралық ғылыми конференциясы = XIII Международная научная конференция студентов и молодых ученых «Наука и образование - 2018» = The XIII International Scientific Conference for students and young scholars «Science and education - 2018». – Астана: <http://www.enu.kz/ru/nauka/nauka-i-obrazovanie/>, 2018. – 7513 стр. (қазақша, орысша, ағылшынша).

ISBN 978-9965-31-997-6

Жинаққа студенттердің, магистранттардың, докторанттардың және жас ғалымдардың жаратылыстану-техникалық және гуманитарлық ғылымдардың өзекті мәселелері бойынша баяндамалары енгізілген.

The proceedings are the papers of students, undergraduates, doctoral students and young researchers on topical issues of natural and technical sciences and humanities.

В сборник вошли доклады студентов, магистрантов, докторантов и молодых ученых по актуальным вопросам естественно-технических и гуманитарных наук.

УДК 378

ББК 74.58

ISBN 978-9965-31-997-6

©Л.Н. Гумилев атындағы Еуразия
ұлттық университеті, 2018

Применение метода «по аналогии» позволяет сопоставить трудоемкость вашего проекта с трудоемкостью предыдущих проектов аналогичного размера только при выполнении следующих условиях:

- в организации аккуратно документируются реальные результаты предыдущих проектов;
- по крайней мере один из предыдущих проектов (а лучше, если несколько) имеет аналогичный характер и размер;
- жизненный цикл, используемые методы и средства разработки, квалификация и опыт проектной команды вашего нового проекта также подобны тем, которые имели место в предыдущих проектах

Подобным же образом (как на основе исторических данных, так и с использованием формальных методов) оцениваются продолжительность и стоимость проекта.

Список использованных источников:

1. Вендров А.М. Проектирование программного обеспечения экономических информационных систем.- М.: Финансы и статистика, 2006.
2. Леффингуелл Д., Уидриг Д. Принципы работы с требованиями к программному обеспечению.-М.: ИД Вильямс, 2002
3. Маняшек, Г., Анализ требований и проектирование систем с использованием UML./ Г. Маняшек, А. Лешек – М.: Издательский дом «Вильямс», 2000.
4. Вигерс Карл Разработка требований к программному обеспечению /Пер, с англ. — М.: Издательско-торговый дом «Русская Редакция», 2004.
5. Модели, методы и средства оценки стоимости программного обеспечения / Н.А. Сидоров, Д.В. Баценко, Ю.Н. Василенко, Ю.В. Щebetин // Проблемы програмування, 2006, № 2-3, С. 290-298

УДК 621.391

НЕКОТОРЫЕ АСПЕКТЫ ЗАДАЧИ ЛОКАЛИЗАЦИИ ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Исмагулова Флора Еркиновна, Шайнуров Дамир Ильясович

flora.ismagulova@gmail.com, damirshainurov95@gmail.com

докторант ЕНУ им. Л.Н.Гумилева, магистрант КазАТУ, Астана, Казахстан

Научный руководитель – С.К.Сагнаева

Традиционные подходы к анализу контуров состоят в фильтрации изображения для подавления шумов, построении градиента изображения и отсечении по порогу, которое позволяет построить бинарную границу [1]. Однако такой подход не позволяет построить контур более точный, чем размер пикселя. Техническая возможность поиска контура объекта с точностью большей, чем разрешение фотографии обеспечивается тем, что рассматривается не бинарная форма изображения границы, а ее полутоновая картина. Это модель обеспечивает учет «серости» граничных пикселей, т.е. формируется некоторая нечеткая форма описания области границы объекта. Таким образом, будем модифицировать этап отсечения по уровню градиента изображения. Граница объекта покрывает сотни пикселей, из которых будем равномерно выбирать для анализа несколько десятков, равномерно распределенных по длине контура областей для уточнения координат контура на фотографии.

Традиционная техника сравнения изображения с эталоном основывается на непосредственном сравнении изображений как двумерных функций яркости (дискретных двумерных матриц интенсивности). При этом измеряется либо расстояние между изображениями, либо мера их близости. Такая техника получила название «корреляционного

обнаружения». В отраслях, связанных с машинным зрением, часто используют методы нормированной корреляции (Normalized Correlation). Рассмотрим подробно основную идею метода. Идея метода нормализованной корреляции для оттенков серого (normalized gray-scale correlation (NGC)) для локализации образца в изображении [2] заключается в том, что образец сдвигают по изображению, подсчитывая сумму перемножения яркости пикселей, лежащих на пересечении, нормализуя сумму делением на среднее геометрическое. В конечном итоге находится регион, который идентичен или похож на образец.

Формула для вычисления нормализованной корреляции оттенков серого (normalized gray-scale correlation NCG):

$$NC = \frac{\sum_{x,y} (I - \bar{I})(T - \bar{T})}{\sqrt{\sum_{x,y} (I - \bar{I})^2 \sum_{x,y} (T - \bar{T})^2}}, \quad (1)$$

где

$$\bar{I} = \frac{\sum I}{N}, \quad \bar{T} = \frac{\sum T}{N},$$

T – яркость образца (template), I – яркость изображения (image), N – количество пикселей образца.

С целью уменьшения вычислительной сложности данного метода был использован подход, основанный на том, что некоторые точки из образца больше других влияют на конечную сумму. Идея заключалась в первоначальном автоматическом обучении образца, выделении точек корреляции (Point Correlation), а далее в самом поиске. Такой подход с выделением точек корреляции позволил ускорить сам поиск, так как корреляция считается только для точек корреляции, но обучение образца замедлилось в несколько порядков.

Для удаления подобных недостатков был использован дискретный набор преобразований – т.е. ограниченный набор углов и масштабов и метод пирамид, суть которого в создании серии изображений, каждое из которых в k раз сжато по сравнению с предыдущим. При поиске рассматривается в первую очередь по самое меньшее изображение. При положительной локализации методом корреляций также сжатого образца процесс продолжается в найденном регионе, но уже используется следующее (в k раз большее) изображение из серии. Процесс продолжаем, пока не локализуем образец на начальном изображении. Отмечено, что применение метода пирамид может привести к потере данных. Предлагается при обучении образца наложить дополнительное требование на точки корреляции, чтобы они не исчезали при сжатии изображения.

Методу нормализованной корреляции присущи такие недостатки как:

- большое время обучения образца., $O(n^3)$, где n - линейный размер образца;
- ограниченный набор преобразований – дискретная шкала углов и масштабов;
- при построении последовательности изображений (метод пирамид) возможна потеря данных, а значит и ухудшается вероятность локализации;
- работа только с серыми (gray-scale) изображениями. Тогда как в области машинного зрения существует острый недостаток приложений, работающих с полноцветными изображениями.

Существуют подходы к решению задачи сравнения изображения с эталоном с использованием нейронных сетей (НС). Теория НС была создана и развита такими учеными, как Ф. Розенблатт, М. Минский, С. Гроссберг, Т. Кохонен.[3-6]. В этой области существуют два направления. Первый, широко известный подход, когда на вход нейронной сети поступают напрямую пиксели для тренировки и во время локализации объектов. Одним из самых широко используемых вариантов является сеть, построенная на многослойном персептроне, которая позволяет классифицировать поданное на вход изображение/сигнал в соответствии с предварительной настройкой/тренировкой сети.

Порядок работы нейронных сетей на основе автоассоциативной памяти (АП) следующий: первый шаг - изображение оцифровывается и кодируется в виде вектора; второй шаг - каждая координата вектора располагается в отдельной ячейке, связанной со всеми остальными ячейками (обучение или настройка системы происходит путём изменения весов связей между ячейками); третий шаг - векторы обрабатываются нейросетью, при этом на её выходе формируется ближайшее к входному хранящееся в АП изображение.

Второй подход, основан на переводе изображения в пространство свойств. Тогда на вход нейронной сети поступает уже набор свойств. Такое применение нейросетевого подхода может гарантировать инвариантность относительно поворота и изменения масштаба. Недостатком применения НС является то, что ее нельзя натренировать на произвольный образец, а только на определенный класс объектов, например, на лица, на буквы, танки, самолеты и т.д. [7].

Из вышесказанного следует, что для решения задачи локализации образца в изображении необходимо решить следующие достаточно сложные подзадачи:

- параллельный перенос образца в изображении;
- поворот и параллельный перенос;
- изменение масштаба, поворот и параллельный перенос;
- изменение масштаба, поворот и параллельный перенос и наличие цветовых возмущений – изменение яркости или контрастности образца или всего изображения;
- работа программного обеспечения в режиме реального времени.

Обсуждение вычислительной модели локализации объектов на цифровом изображении, разработанной в предположении иерархической природы объектов посредством обобщения и развития вычислений в методах Оцу, модели Мамфорда–Шаха и методе К–средних, реализуемых на современных компьютерах, проводится в статье [8].

Список использованных источников:

1. Введение в контурный анализ; приложения к обработке изображений и сигналов./под ред.Фурман Я.А.– М.: Физматлит, 2003
2. Russ, J.C. 1992. The image processing handbook. CRC Press Inc., Ann Arbor, Michigan.
3. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики; перцептроны и теория механизмов мозга. – М.:Мир, 1965
4. Минский М., Пейперт С. Перцептроны. - М.: Мир,1971.
5. Carpenter G.A., Grossberg S. Pattern Recognition by SelfOrganizing Neural Networks. - MIT Press, Cambridge, Mass., 1991.
6. Дебок Г., Кохонен Т. Анализ финансовых данных с помощью самоорганизующихся карт.-М.: Альпина Паблишер, 2001
7. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей. –М.: ИПРЖР, 2000
8. Харинов М.В. Модель локализации объектов на цифровом изображении//Вестник Бурятского государственного университета, -№9, 2013.-С.182-189

УДК 681.3

ОПРЕДЕЛЕНИЕ КРИТИЧЕСКИ ВАЖНЫХ ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМ НА ОСНОВЕ ОПЫТА ЛИТОВСКОЙ РЕСПУБЛИКИ

Нурушева Асель Муратовна

докторант «6D070300 – Информационные системы» ЕНУ имени Л.Н.Гумилева, г.Астана

Научный руководитель – С.Боранбаев

Зарубежный научный руководитель – Н.Горанин

Работа посвящена анализу процедуры отнесения информационных систем к критически важной инфраструктуре. Проведено сравнение между порядком отнесения