Интуитивный устойчивый тип - I60S60.

Таким образом, применение метода Видео-компьютерной психодиагностики при анализе клиентов банка может быть очень полезным и перспективным способом выявления мошенников и «хороших» активных плательщиков.

1. А.Н. Ануашвили Объективная психология на основе волновой модели мозга. Москва: Эконинформ, 2008, 300с.
2. А.Н. Ануашвили Повышение надежности управления персоналом на основе объективной психодиагностики. Научно-технический журнал «Надежность», № 1, 2015, с.62–68.
3. Ануашвили А.Н. Компьютерная программа для определения психологического состояния человека путем анализа изображения его лица на основе волновой модели мозга. Научно-практический журнал «Наука и бизнес: пути развития», № 2(44), 2015 – М: ТМБ принт, с.36–40. ISSN № 2221-5182.

Сорокин А.Б., Железняк Л.М.

Компьютерное зрение на основе искусственных нейронных сетей

*МИРЭА - Московский технологический университет
(Россия, Москва)*

doi: 10.18411/lj-10-2019-25

idsp: ljjournal-10-2019-25

Аннотация

Идея распознавания текстуры, описанная в данной работе, заключается в оценке численных значений различных ее свойств. Реализация совокупности представленных в работе методов позволяют достичь достаточно высокой точности определения типа материала.

Ключевые слова: компьютерное зрение, искусственная нейронная сеть, матрица смежности, пространственная разность яркостей, длины серий яркости.

Abstract

The idea of texture recognition, described in this paper, is to evaluate the numerical values of its various properties. The implementation of the set of methods presented in the work allow to achieve a sufficiently high accuracy of determining the type of material

Keywords: computer vision, artificial neural network, adjacency matrix, spatial brightness difference, brightness series length.

Область применения компьютерного зрения очень широка: от считывателей штриховых кодов в супермаркетах до дополненной реальности. Однако существует ряд задач, требующих определения текстур объектов, фигурирующих на анализируемом изображении. Например, автоматизация работы роботов, в задачи которых входит распознавание, удержание и перемещение объектов, биомедицинские исследования, и прочее.

Идея распознавания текстуры, описанная в данной работе, заключается в оценке численных значений различных ее свойств, так называемых текстурных описателей. Для набора тренировочных изображений с различной текстурой вычисляются значения текстурных описателей. Данные значения подаются на входы обучаемой нейронной сети, выходами которой являются показатели сходства ее с определенными типами.

Далее новое изображение подвергается подсчету того же набора текстурных описателей, которые рассчитывались и для тренировочных изображений и подаются на входы нейронной сети, которая оценивает его принадлежность к определенной текстуре. Для оценки свойств материала существует множество методов.

1. Методы, использующие матрицу смежности.

Один из аспектов текстуры связан с пространственным распределением и пространственной взаимозависимостью значений яркости локальной области изображения [1]. Статистики пространственной взаимозависимости значений яркости вычисляются по матрицам переходов значений яркости между ближайшими соседними точками. Обозначим эту матрицу $P(i, j, d, \varphi)$, где i и j – яркости соседних точек на изображении, расположенных на расстоянии d друг от друга, при угловом направлении φ (рис.1.)

Рис. 1. а) Исходная матрица изображения; б) Сформированная матрица смежности с параметрами $d = 1, \varphi = 0$

Размер матрицы определяется количеством градаций яркости изображения. Так, на рисунке выше показано исходное изображение с градациями интенсивности от 1 до 4 (для полутонового изображения градации меняются от 0 до 255). Значение каждого элемента матрицы равно количеству встречаемости пары пикселей с соответствующими значениями интенсивностей в заданных позициях друг относительно друга. Например, встречаемость пары со значением (1, 2) в исходном изображении при условии расположения смежной пары на одной строке равна 5, а встречаемость пары со значением (3, 4) – 4.

Поскольку число таких матриц может быть очень большим, обычно ограничиваются лишь рассмотрением пикселей, находящиеся в непосредственной близости, либо усредняют матрицы, составленные для различных ориентаций.

Опытным путем было определено, что в совокупности с матрицами низкого порядка, т.е. матрицами, определяемыми при низких значениях расстояния $d < 5$, выгодно использовать матрицы высокого порядка, для расстояния d между пикселями более 10.

По матрице совместной встречаемости вычисляется около двадцати признаков [2]. Например, степень однородности или энергия (чем меньше значение – тем менее однородно изображение), энтропия, контраст, гомогенность и т.д.

2. Методы, основанные на гистограмме пространственной разности яркостей.

Для анализа текстур гистограмма рассматривается как плотность вероятности разности уровней яркости между точками каждой пары элементов, разделенных заданным расстоянием $\sigma = (\Delta x, \Delta y)$, т.е. для каждого элемента исходной матрицы вычисляются значения $f_{\sigma}(x, y)$ матрицы пространственной разности яркостей, где $f_{\sigma}(x, y) = |f(x, y) - f(x + \Delta x, y + \Delta y)|$, x, y – координаты элемента изображения.

На основе матрицы значений пространственной разности яркостей (рис. 2) вычисляется гистограмма $P(i, j, d, \varphi)$ вероятности уровней разности яркости.

Поведение гистограммы ярко характеризует текстуру. Для крупнозернистой текстуры большинство разностей f_{σ} малы, а для мелкозернистой – велики.

Рис. 2. а) Исходная матрица изображения; б) Вычисление значений пространственной разности яркостей для параметров $d = 1$, $\phi = 0$

Для оценки поведения текстуры могут использоваться следующие величины, вычисляемые на основе построенной гистограммы: контраст, второй угловой момент, среднее значение вероятности, энтропия, и т.д.

Если текстура направленная, степень разброса значений p_σ изменяется с направлением σ , т. к. направленность текстуры означает разную степень грубости в различных направлениях

Вычисляя признаки для различных расстояний $(\Delta x, \Delta y)$ и углов ϕ , можно получить многомерный вектор признаков текстур. Однако, если выбор направлений и расстояний, позволяющих наиболее полно охарактеризовать изображение, не является очевидным, дабы вычисление не стало малоэффективным и затратным по времени, будет полезно использовать интегральное изображение, которое позволяет взять усредненное значение яркости по площади.

Интегральное представление изображения – это матрица, размерность которой совпадает с размерностью исходного изображения. В каждом элементе ее хранится сумма интенсивностей всех пикселей, находящихся левее и выше данного элемента.

Элементы матрицы рассчитываются по следующей формуле:

$$L(x, y) = \sum_{i=0, j=0}^{i \leq x, j \leq y} I(i, j),$$

где $I(i, j)$ — яркость пикселя исходного изображения в точке (i, j) .

Каждый элемент матрицы $L[x, y]$ представляет собой сумму пикселей в прямоугольнике от $(0, 0)$ до (x, y) , т.е. значение каждого пикселя (x, y) равно сумме значений всех пикселей левее и выше данного пикселя (x, y) . Расчет матрицы занимает линейное время, пропорциональное числу пикселей в изображении, поэтому интегральное изображение просчитывается за один проход.

3. Методы, основанные на измерении длин серий яркости.

Серия — это максимальная связанная совокупность вытянутых в прямую линию пикселей одинаковой яркости. Серия характеризуется яркостью, длиной и направлением.

На Рис 6б изображения матрица длин серий яркости, где I – значение яркости, J – длина серии, (I, J) – количество соответствующих серий.

Рис. 6. а) Исходная матрица изображения; б) Матрица длин серий яркости для направления $\varphi = 0$

Обозначим N_g – число возможных значений яркости, N_r – число возможных длин серий, а $p(i, j)$ – число серий длины j с яркостью i . Выделяют [2] следующие статистики величины $p(i, j)$ для анализа текстур: SRE — Short Run Emphasis (Обратные моменты возрастают при коротких сериях), LRE — Long Run Emphasis (Моменты увеличены при длинных сериях), GLNU — Gray Level Non-uniformity (Неоднородность яркости), RLNU — Run Length Non-uniformity (Неоднородность длины серии), RPC — Run Percentage (Доля изображения в сериях).

Таким образом, можно акцентировать различные свойства текстуры и использовать их в качестве ее признаков.

Реализация совокупности представленных в работе методов позволяют достичь 75% точности определения типа материала для следующего набора исследуемых текстур: дерево, ткань, вязаная ткань, кирпичная кладка, стекло, металл, золото, ржавчина, кожа, пластик. При этом наибольшая часть неверных ответов составляют ошибки в парах дерево-ткань и металл-стекло. Данную проблему можно решить, разработав алгоритм определения изотропности материала. Изотропные материалы имеют одинаковые свойства во всех направлениях, анизотропные – разные. Изотропными материалами являются металлы, камни, бетон, некоторые пластмассы. Текстура ткани со сниженной глубиной цвета также будет иметь высокое значение изотропности. Текстура же дерева в большинстве своем является анизотропной. Таким образом, ошибки в определении типа текстуры в парах дерево-ткань будут снижены. Предположительно, определение изотропности повысит качество оценки и в проблемной паре металл-стекло [3].

Существуют и другие методы оценки текстурных свойств, такие как метод бегущих длин, метод LBP-гистограмм, и прочие. Используя их, можно также повысить вероятность правильных ответов нейросети.

1. Скобцов Ю.А., Родин Ю.В., Оверко В.С. Моделирование и визуализация поведения потоков крови при патологических процессах. — Донецк: Издатель Заславский А.Ю., 2008. — 212 с.
2. И.Л. Ковалева. Текстурные признаки изображений. Минск: БНТУ. – 2010., 26 с.
3. Сорокин А. Б., Зикеева Е.А. Распознавание объектов с использованием искусственных нейронных сетей по текстуре материала // Научно-технический вестник Поволжья, 2018, №3. С. 143 – 145.

Тучкова А.С., Кондрашева П.П.

Термин «Data mining». Задачи, решаемые методами data mining

*Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики
(Россия, Самара)*

doi: 10.18411/lj-10-2019-26

idsp: ljjournal-10-2019-26

Аннотация

Прогресс в технологии сбора и хранения цифровых данных привел к росту огромного количества баз данных. Это произошло во всех сферах человеческой