

Разработка советующей системы для оценки образа человека

А.А. Гуреева, Д.А. Якупова, А.Р. Донская, И. А. Самоходкина

Волгоградский государственный технический университет

Аннотация: Описывается разработка системы поддержки принятия решений для оценки модного образа человека. Это осуществляется на основе выделения набора визуальных атрибутов с изображения и сравнения этого набора с «модными» паттернами. Модные паттерны задаются самим пользователем. Это образы, которые определяются в системе как эталонные. В данной работе приводится обзор методов принятия решений, анализируется актуальность систем принятия решений в разных сферах общества. Рассматривается алгоритм программы и инструменты, с помощью которых осуществляется сначала предобработка изображения, потом выделяются визуальные атрибуты. Приводится способ принятия решений для разных типов атрибутов. Рассматривается сравнение цветов в нотации HSL.

Ключевые слова: система поддержки принятия решений, методы принятия решений, машинное обучение, Python, обучение модели, образ, мода, информационно-аналитическая система, метод k-средних.

Введение

Мода сегодня является не только высоким искусством, но и мощным инструментом повышения продаж. Экономика моды вовлекает в свой оборот сотни миллиардов долларов и обеспечивая работой не менее четверти всех занятых в мировом хозяйстве. По некоторым расчётам, индустрия моды приносит в бюджеты развитых стран не менее 30% доходов. Например, только во Франции и Италии до 45% расходов семейного бюджета идёт на покупку товаров, определяющих эстетические потребности людей [1].

Часто компании, которые выпускают на рынок что-то новое, сначала создают минимально жизнеспособный продукт (MVP) и уже на основании результата делают свои выводы. Эта стратегия работает, если запуск продукта требует небольших ресурсов и временных затрат. В некоторых индустриях, например в моде, эта тактика может подвести: на создание новой модели одежды уходят месяцы работы и немалые деньги. Чтобы затраты

окупились, предприниматели прибегают к тренд-аналитике — инструменту, помогающему вычислить, что будет продаваться в следующем сезоне.

Сейчас в помощь модным аналитикам можно выделить два самых известных проекта, анализирующих образы: платные решения от компании Pixyle и от VueTag.

Эти программные продукты по фотографиям определяют тип, длину одежды, вид выреза, цвет, материал, сезон, стиль, пол модели и прочие визуальные атрибуты. Основное применение данных решений — автоматическая маркировка одежды для разбиения по категориям, а также поиск похожей одежды. Эти программные продукты также предоставляют на выходе набор извлечённых тегов (цвет, фасон, тип одежды и т. д.), которые можно использовать для последующего анализа и прогнозирования специалистами-аналитиками [2].

Однако рассматриваемые решения-аналоги предоставляют лишь набор «сырых» данных и не используют никакие механизмы для сравнения образов между собой, кроме как для поиска похожих предметов одежды.

Таким образом, система поддержки принятия решений (далее СППР) может помочь специалистам по анализу трендов находить модные паттерны: какой образ с большой вероятностью понравится своей аудитории, а какой наоборот стоит пересмотреть [3].

Актуальность

Проблема функционирования сложных технических систем связана со взаимодействием большого числа элементов. Методы и алгоритмы общей теории систем позволяют производить эффективную поддержку принятия управленческих решений при управлении сложными процессами в технических системах в автоматизированном режиме. Подобные технологии поддержки принятия решений выводят качество управления на более высокий информационно-аналитический уровень в условиях большого

объёма разнородной, быстро изменяющейся неструктурированной информации. При построении модели проблемной ситуации исследуют структуру процесса принятия решений, которая определяется такими элементами, как состояние исходных данных задачи, модель ситуации принятия решения, ограничения, варианты решений и их последствия, внешние факторы объективного и субъективного характера [4]. Совокупность перечисленных элементов образует определённую среду (систему) принятия решений. Виды методов принятия решений представлены на рис.1.

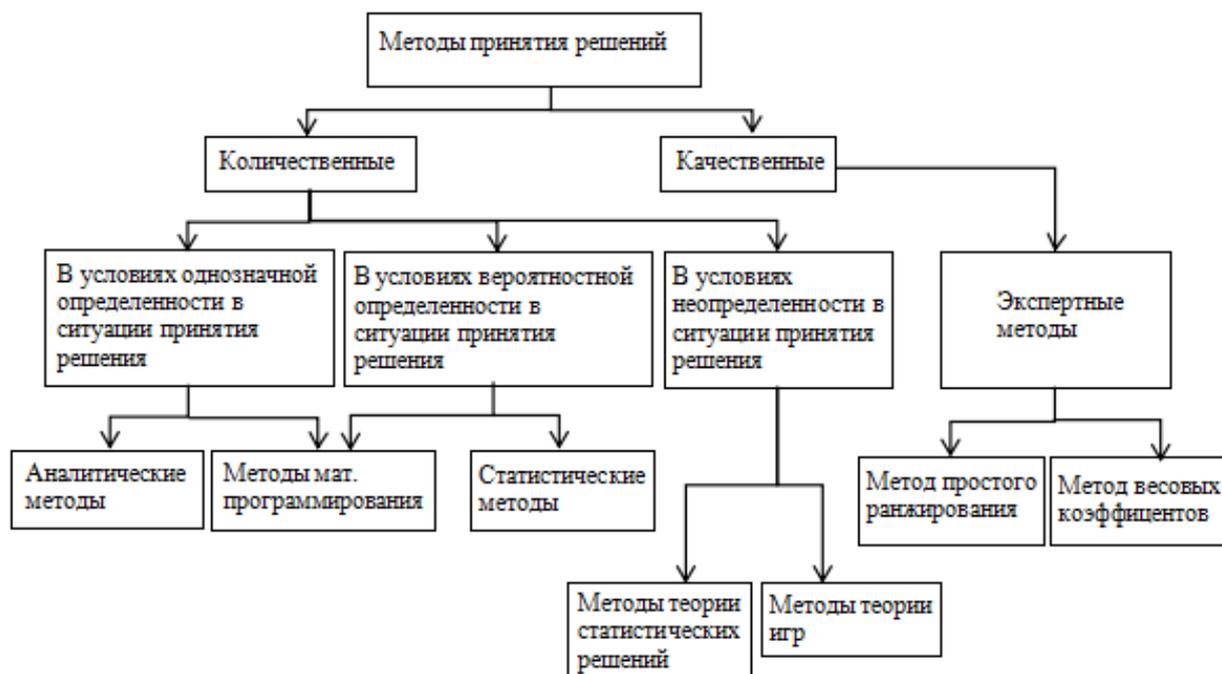


Рис. 1. – Методы принятия решений

СППР используются во многих сферах человеческой деятельности, и их популярность возрастает. Одной из причин этого явления является массовая компьютеризация таких сфер нашей жизни, как экономика, политика, здравоохранение, образование, юриспруденция, соцзащита, культура и прочее, т.е. слабо формализуемых областей. Эти области знаний требуют специальных средств для их представления. Владение этими средствами необходимо для принятия грамотных, взвешенных решений,

которые осложняются отсутствием доступных инструментариев и систематизированной информации о методах и аспектах поддержки принятия решений. Таким образом, процесс разработки СППР также нуждается во всесторонней поддержке, а создание методов и средств такой поддержки является актуальной проблемой [5].

В настоящее время нет общепринятого определения СППР, поскольку конструкция существенно зависит от вида задач, для решения которых она разрабатывается, от доступных данных, информации и знаний, от пользователей системы.

СППР — в большинстве случаев является автоматизированной системой, которая помогает пользователю (лицу, принимающему решения) использовать данные и модели для решения задач и принятия решений. За это в СППР отвечают алгоритмы и процедуры, которые позволяют обрабатывать данные и проводить их анализ. Пользователь, имеющий опыт, руководствуется определенными соображениями при выборке данных. В обработке данных используются различные процедуры, от простого суммирования до статистического анализа и нелинейной оптимизации. Важно отметить, что СППР, в отличие от экспертных систем, поддерживают, а не заменяют человека при выработке решений, цель СППР — улучшение эффективности решений [6].

Если говорить о мире моды, то автоматизация процесса принятия решений поможет находить ключевые закономерности. Алгоритм сможет делать выводы о том, какое впечатление на зрителя произведёт какой-либо образ.

Dataflow-диаграмма программы

В системе поддержки принятия решений сначала надо выделить данные, с которыми будет работать алгоритм принятия решения. При анализе модного образа это прежде всего: тип одежды, цвет, материал. На

основании этих данных будут составляться входные правила с опорой на модные образы, в которых представлены пользующиеся популярностью сочетания.

Data Flow-диаграмма работы принятия решения по входной фотографии образа представлена на рис.2.

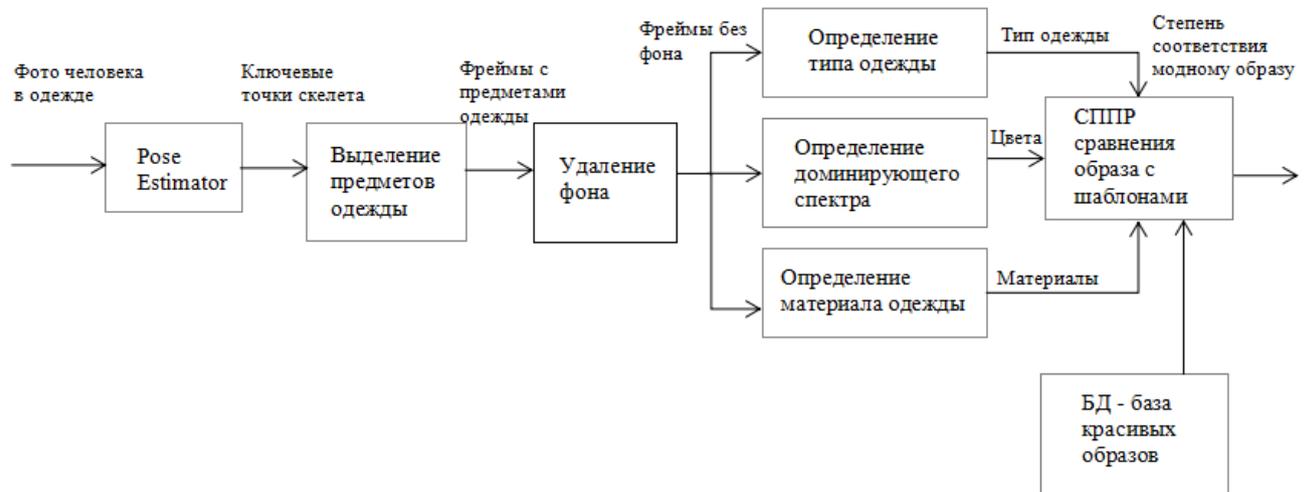


Рис. 2. – Dataflow-диаграмма программы

На рис.3 представлена Data Flow-диаграмма выделения атрибутов из «эталонных» образов для заполнения базы данных модных образов, а далее приведён алгоритм выделения данных из входных изображений.



Рис. 3. – Dataflow-диаграмма заполнения БД красивых образов

Выделение данных из изображения

Сначала выделяются ключевые точки тела с помощью алгоритмов Pose Estimator. Для этого используем уже готовую обученную модель из библиотеки TorchVision в Python. А для работы с фотографиями используем библиотеку Pillow.

Human Pose Estimation (HPE) — это способ идентификации и классификации узлов человеческого тела. По сути, это способ определения координат каждого узла (руки, головы, туловища и так далее), называемого ключевой точкой и определяющего положение тела человека. Связь между этими точками называется парой.

Используемая в нашей работе модель Keypointrcnn_resnet50_FPN принимает на вход изображение размером $w \times h$ и выдает на выходе двухмерные местоположения ключевых точек человека на изображении. Обнаружение происходит в несколько этапов [7]:

1. первые слои нейросети используются для создания карт объектов входного изображения;
2. далее используется многослойная CNN-сеть, прогнозирующая набор местоположений частей тела (например, локоть, колено и т. д.);
3. после этого карты анализируются для получения ключевых точек тела.

На основании этих точек строим примерный скелет человека (рис.4).



Рис. 4. – Ключевые точки фигуры человека

На основании построенного скелета выделяем в отдельные фреймы части тела (рис.5):

1. от шеи до начала бедер (верхняя часть одежды);
2. от талии до середины стопы (нижняя часть одежды);
3. стопы (обувь);
4. также от шеи до стопы (на случай, если у модели платье, комбинезон или длинный плащ).

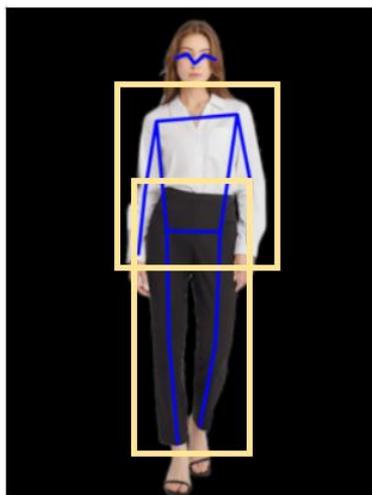


Рис. 5. – Деление на фреймы частей гардероба

После такой обработки данных создаём модель классификации типов одежды. По фреймам, полученным ранее, определяем вероятность отношения отдельных предметов гардероба к определённому типу одежды.

Определение типов одежды

Для классификации типов одежды выбрана библиотека Keras для Python. Выбор обусловлен тем, что Keras — это простой в использовании API, с которым легко создавать модели машинного обучения с помощью всего нескольких строчек кода.

Для структуры нейронной сети было выделено 10 классов одежды (рубашка, брюки, куртка, платье и т.д.). Для обучения модели использовано

по 50 фото для каждого типа одежды: 60% обучающие и 40% тестовые данные [8].

Тестирования обучения модели производились для разных значений learning rate (коэффициента скорости обучения), на 10-ти слоях нейронной сети, на 10-ти эпохах. Примеры графиков обучений представлены на рис.6.

При тестировании модели на 10 эпохах было обнаружено, что лучших показателей точности (около 0.83) она достигает при скорости обучения в 0.001 (Рис.6).

При определении типа одежды сравниваем полученные на предыдущем шаге вероятности отношения одежды к отдельной или слитной. Например, насколько объект с фотографии имеет более вероятное отношение к платью, чем к юбке (или наоборот), или к комбинезону, а не к штанам. Пример сравниваемых фреймов представлен на рис.7.

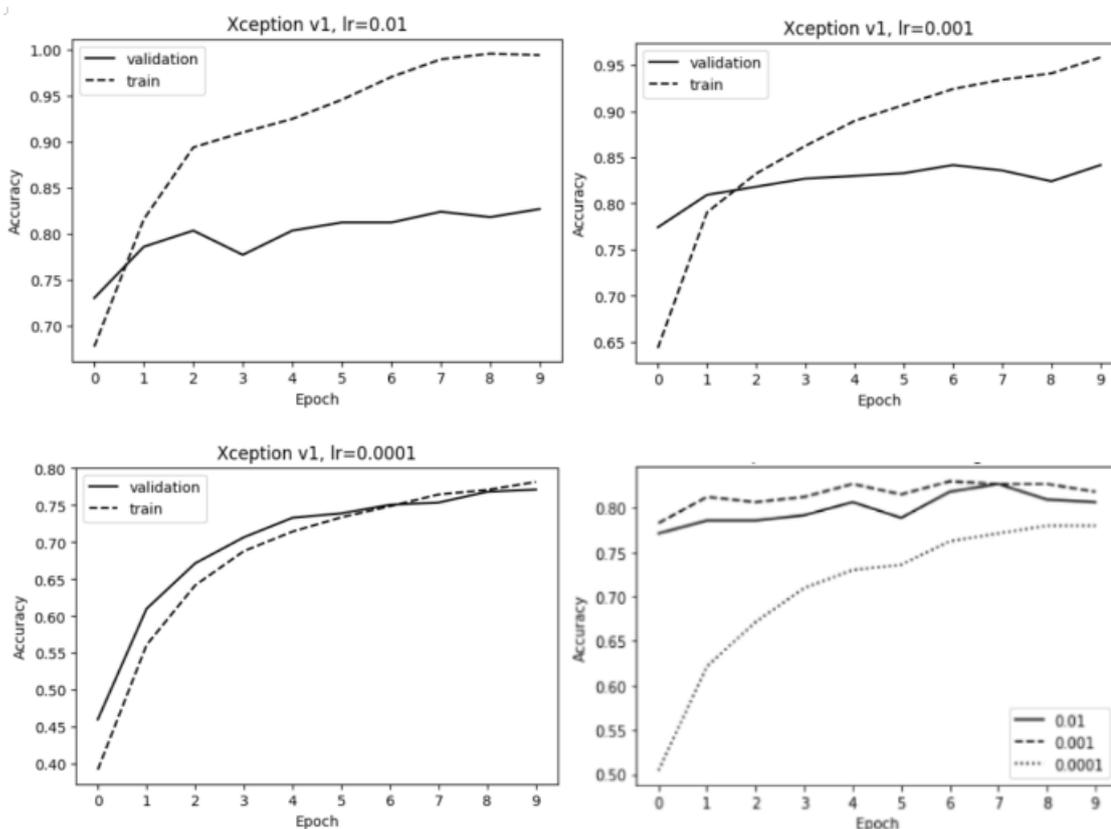


Рис. 6. – Процесс обучения модели определения типа одежды по фотографии



Рис. 7. – Определение типа одежды по изображению

Аналогично определению типа одежды по фотографиям, в будущем можно дообучить модель определять вид материала одежды, тип аксессуаров (если выделить отдельно верхнюю часть головы, шею или руки), а также тип рукава, тип выреза, длину юбки, узор, рисунок на одежде и т.д.

Предобработка изображения

На этапе определения доминирующих цветов в нашей работе не должны учитываться тело человека, волосы и фон.

Для удаления фона и тела с изображения в работе используется предварительно обученные нейронные сети обнаружения объектов разных классов, доступные в библиотеке PyTorch в Python. Нейронные сети обнаруживают объекты, присутствующие на изображении, рисуют вокруг них ограничивающую рамку и маркирует их. Подходы с использованием глубоких нейронных сетей обладают достаточно высокой точностью, хотя эти сети сложны и требуют большого количества данных для обучения.

Входное изображение и выходное изображение после поэтапного удаления фона и тела человека представлено на рис.8.



Рис. 8. – Предобработка входного изображения

Определение доминирующих цветов

С помощью готовой модели машинного обучения для кластеризации из библиотеки `sklearn` определяем доминирующие цвета образа на фреймах с одеждой (рис.9), но не учитываем фон, а также цвета, которые составляют менее 7% (рис.10).

Модель `KMeans` использует простой алгоритм машинного обучения, который максимально удачно подходит для выделения главных цветов изображения. Метод `k-средних` (`KMeans`) создает `k-групп` из набора объектов таким образом, чтобы члены группы были наиболее однородными [9, 10].

По умолчанию алгоритм использует метрику Минковского, которая в случае степени $p = 2$ обращается в Евклидову метрику - расстояние между двумя точками в пространстве (1):

$$dist = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2} \quad (1)$$

Алгоритм `K-средних` группирует объекты на основе их близости к центроиду, точке, которая вычисляется как среднее арифметическое всех объектов в кластере. Центроиды назначаются случайным образом в начале

алгоритма, затем они пересчитываются в каждой итерации на основе объектов, принадлежащих кластерам. В нашей программе зададим 5 кластеров.

Алгоритм К-средних является итеративным и в каждой итерации он приближает центроиды к наиболее близким объектам. Сходимость алгоритма достигается, когда центроиды больше не изменяются или количество итераций достигает заранее заданного предела.

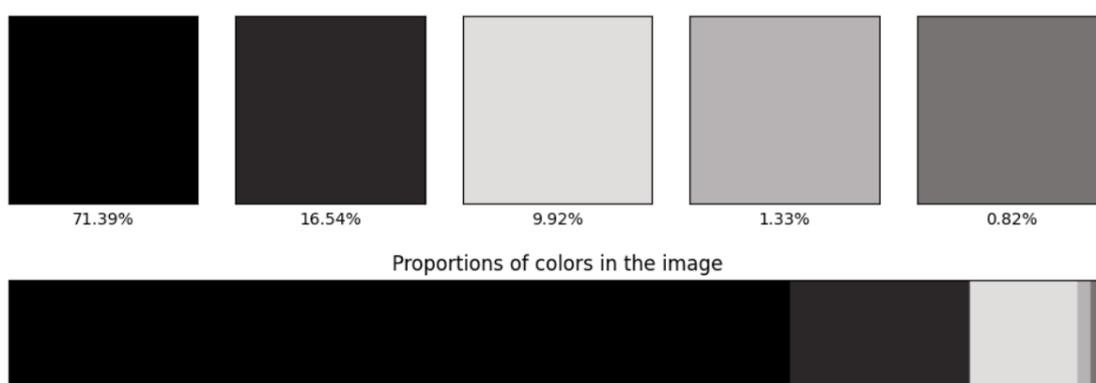


Рис. 9. – Доминирующие цвета изображения, выделенные в 5 кластеров

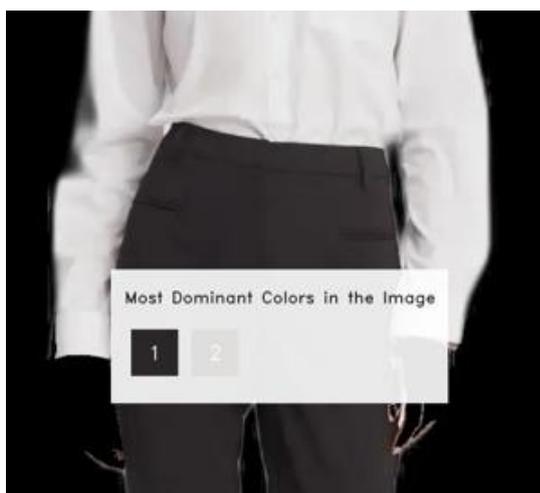


Рис. 10. – Определение доминирующего спектра на изображении

После получения доминирующих цветов образа, переходим к сравнению цвета рассматриваемого предмета одежды с эталонным, сначала определяем их цвета в нотации HSL.

HSL — это цветовая модель, в которой цвет задаётся с помощью трех показателей: оттенка, насыщенности и яркости. Оттенок (hue) — это визуальное значение градусов на цветовом круге от 0 до 360 (рис.11). Насыщенность (saturation) — это процентное значение. 0% означает оттенок серого, а 100% — чистый цвет. Яркость (lightness) также является процентным значением. 0% — черный, 100% — белый.



Рис. 11. – Цветовой круг

Ключевое преимущество HSL-модели представления цвета (например, в отличие от RGB или HEX) именно в возможности указывать характеристики цвета независимо друг от друга. Это даёт возможности не учитывать яркость и насыщенность цвета, при этом сохраняя его оттенок. Или наоборот — изменять оттенки, не меняя их насыщенность или яркость.

Система поддержки принятия решений

В теории принятия решений альтернативами называются варианты выбора возможных решений. Использование понятия «поддержка» (принятия решений) означает, что непосредственный выбор делает лицо, принимающее решение (ЛПР), а система лишь помогает принять более рациональное решение, давая рекомендации.

Первым этапом является формирование множества альтернатив (в статье этот этап был рассмотрен в разделе «Выделение данных из изображения»). При принятии решений для упрощения логики программы

будем считать, что все визуальные атрибуты (тип одежды, цвет, материал и пр.) имеют равный вклад в итоговый результат.

Сравнивая таким образом состав (тип одежды), цвет, материал, узоры, аксессуары, тип рукава, выреза и т. д. нашего образа с заданными эталонными по фотографиям можно определить сезон, пол модели, разновидность стиля или насколько образ соответствует модным тенденциям. Что, в свою очередь, поможет прогнозировать, насколько тот или иной образ или предмет одежды будет/не будет актуален в новом сезоне. Это сократит коммерческие затраты на создание новых образов. Также это поможет анализировать, почему тот или иной образ стал/не стал популярен.

После разносторонней оценки образа с помощью алгоритмов машинного зрения можем сравнить наши образы с эталонными. Эталонные образы — это определённые шаблоны (правила) программы. На основании них будет делаться вывод о том, насколько (в процентном соотношении) другие образы на входе программы соответствуют/не соответствуют заданным модным тенденциям.

Приведём упрощённый пример алгоритма принятия решений в нашей программе. Например, эталонный образ определён как белая футболка+чёрные брюки. А сравниваемый образ составлен как сочетание белая футболка+серые джинсы. Так как в шаблоне представлено четыре визуальных атрибута, вклад каждого из них будем считать равным 25%. Тогда пример алгоритма принятия решения представлен на рисунке 8.

Для сравнения типов одежды в программе мы используем матрицу схожести. Матрица схожести позволит более гибко сравнивать типы одежды. Например, мы можем считать, что блузка и рубашка похожи на 80%, а брюки и джинсы – на 60%. Пример таких матриц представлены в табл.1 (нижняя часть одежды) и табл.2 (верхняя часть одежды).

Таблица №1

Матрица смежности (нижняя часть одежды)

	джинсы	брюки	штаны
джинсы	1	0.6	0.8
брюки	0.6	1	0.6
штаны	0.8	0.6	1

Таблица №2

Матрица смежности (верхняя часть одежды)

	блузка	рубашка	футболка	толстовка	свитшот
блузка	1	0.8	0.5	0	0
рубашка	0.8	1	0	0	0
футболка	0.5	0	1	0	0
толстовка	0	0	0	1	0.6
свитшот	0	0	0	0.6	1

Пусть число визуальных атрибутов (цвет, тип одежды), извлечённых с фото, равно n . Тогда вклад одного визуального атрибута равен (в процентах):

$$x = \frac{100}{n} \% \quad (2)$$

При сравнении цветов (их извлечение рассмотрено в разделе «Определение доминирующих цветов») можем допустить разницу для оттенков на цветовом круге, а также различие в насыщенности и яркости между сравниваемым и эталонным образцами. Эти цвета в нашем СППР будут считаться идентичными.

Чтобы оценить разницу между цветами, представим каждый из цветов точкой в трёхмерном пространстве, где X - значение яркости цвета (от 0 до 100%), Y - значение насыщенности цвета (от 0 до 100%), Z - расположение оттенка на цветовом круге (от 0 до 100%). После этого рассчитаем расстояние между точками по формуле Евклида (3):

$$d(x_1, x_2, y_1, y_2, z_1, z_2) = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (z_2 - z_1)^2} \quad (3)$$

Где x_1, x_2 – это значение яркости цвета (в процентах) у эталонного и сравниваемого предмета одежды, y_1, y_2 – значение насыщенности цвета (в процентах) у эталонного и сравниваемого предмета одежды, q_1, q_2 – расположение оттенка цвета на цветовом круге HSL (в градусах) эталонного и сравниваемого предмета одежды.

Для перевода градусов в процентное представление используем формулу (4):

$$z = \tan(q) \cdot 100 \quad (4)$$

Тогда, при расчёте разницы (d) между двумя цветами в нотации HSL, используем расстояние Евклида (5):

$$d(x_1, x_2, y_1, y_2, q_1, q_2) = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (\tan(q_2) - \tan(q_1) \cdot 100)^2} \quad (5)$$

А максимальную разницу между эталонным и сравниваемым цветом предмета одежды, будем считать равным 10, так как цвета с меньшим отклонением в нотации HSL визуально очень похожи:

$$\max(d) = 10 \quad (6)$$

Если расстояние Евклида между сравниваемым и эталонным цветом предмета одежды больше значения $\max(d) = 10$, то считаем, что коэффициент схожести к этому визуального атрибута с эталонным равен 0.

Тогда общая формула расчёта соответствия эталонного и сравниваемого образа (6) будет иметь вид:

$$p(x) = x \sum_{1}^n k_i \quad (7)$$

Где k_i - это коэффициент схожести между эталонным и сравниваемым атрибутом, x - вклад каждого визуального атрибута в итоговый расчёт (в нашей программе они имеют одинаковый вес), n - общее число визуальных элементов, извлечённых с одной фотографии, p - соответствие модного образа эталонному (в процентах).

База данных модных образов

В теории принятия решений рассматриваемые варианты действий принято называть альтернативами. Альтернативы — неотъемлемая часть проблемы принятия решений: для постановки задачи принятия решений необходимо иметь хотя бы две альтернативы.

Варианты решений характеризуются различными показателями их привлекательности для лица, принимающего решение (ЛПР). Эти показатели называют критериями оценки альтернатив (признаками, факторами, атрибутами).

Как правило, задачи выбора являются многокритериальными, т.е. в них имеется целый ряд критериев, по которым оцениваются альтернативы. В нашей работе есть всего 2 класса альтернатив: «модный образ» и «не модный образ».

Вывод делается на основании сравнения образа с набором «эталонных», определение схожести с каждым из этих образов на основании выделенных атрибутов.

В программе считается, что образ «модный», если он более чем на 80% соответствует одному из шаблонов базы модных образов. Иначе сравниваемый образ считается «не модным».

Если эталонный образ представлен сочетанием «белая футболка+черные брюки», а сравниваемый образ – «белая футболка+серые джинсы», то пример принятия решения представлен на рис.12.

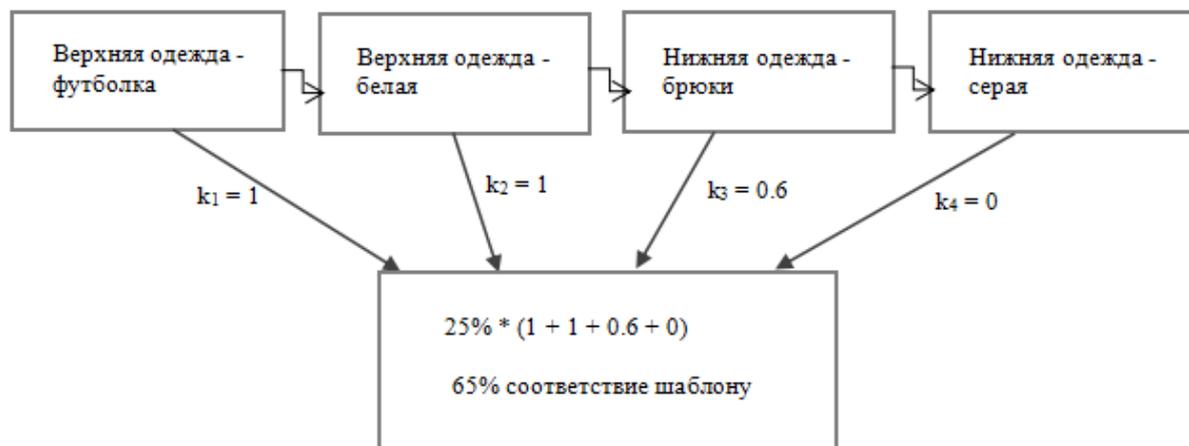


Рис. 12. – Пример принятия решения на основе визуальных атрибутов

Проведение тестирования

В ходе исследования был проведён опрос 100 человек. Проверялось, насколько «эталонные» и сравниваемые образы действительно визуально схожи. В анкете присутствовали 12 пар образов (всего 24 образа): «эталонный» и сравниваемый без указания где какой. Опрашиваемый должен был выбрать все понравившиеся ему образы.

После этого при подведении итогов опроса делался вывод. Если человек выбрал «эталонный» образ, то проверялось, выбрал ли он парный «эталонному» образ, который программой определен как «похожий на

эталонный». Было подсчитано, что так происходило в 86% случаев. На рис.13 показана гистограмма, отображающая результаты опроса.

«Оба образа» означает, сколько раз опрашиваемые выбрали и эталонный, и похожий на эталонный образы.

«Ни один из образов» означает, сколько раз опрашиваемые не выбрали ни эталонный, ни похожий на эталонный образ.

«Только эталонный» и «Только похожий» означает, сколько раз опрашиваемые выбрали лишь один из парных образов.

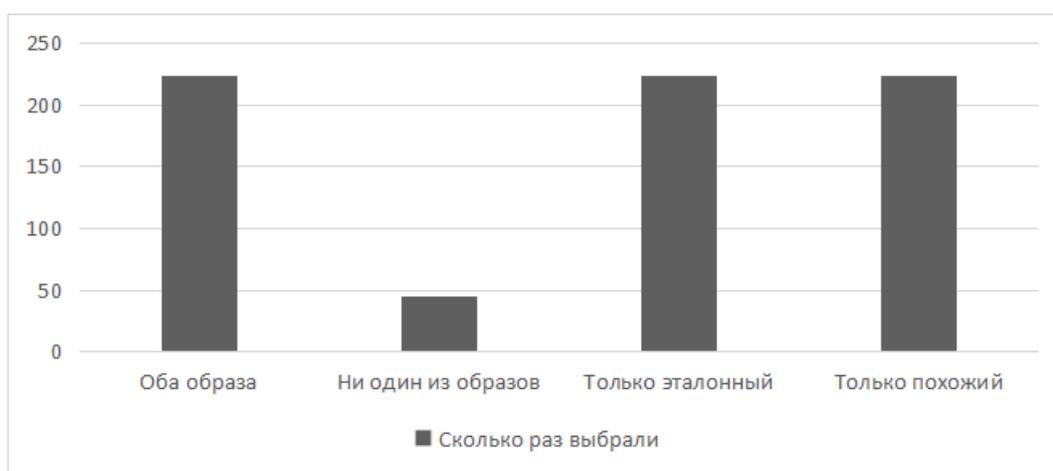


Рис. 13. – Пример принятия решения на основе визуальных атрибутов

Результаты опроса доказывают, что СППР могут с высокой точностью предсказать выбор человека в моде, и служить инструментом для помощи тренд-аналитикам.

Заключение

В статье было рассмотрено понятие «Система принятия решений (СППР)», как её можно использовать при анализе модных трендов. Также приводились аналоги, алгоритм, интерфейс, Data Flow-диаграмма разрабатываемой программы. Рассматривалось тестирование готового решения.

Таким образом, разработанный алгоритм и программа помогут предсказывать популярность новых модных образов, сокращая расходы на их создание. Также программа позволит анализировать закономерности мира моды, находить сходства в образах разных эпох.

Литература

1. Халин, В. Г. Системы поддержки принятия решений // Бакалавр и магистр. Академический курс. Москва: Издательство Юрайт, 2023. 494 с.
2. Быков В. П., Соловьев А. Н., Быкова Т. М. Системы поддержки принятия решений // Высшее образование. Санкт-Петербург: Лань, 2023. 132 с.
3. Яхина Е.П., Шаранин В.Ю. Оптимизация на основе смешения методов при решении задач многокритериального выбора // Инженерный вестник Дона. 2023. № 9. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n9y2023/8705.
4. Нечитайло Н.М., Панасов В.Л. Оптимизация многоэтапной обработки данных в параллельных информационных цепях // Инженерный вестник Дона. 2022. № 10. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n10y2022/7933.
5. Гаглоева, И. Э. Анализ особенностей построения систем поддержки принятия решений // Вопросы науки. 2014. № 4. С. 17-19.
6. Лотов, А.В., Поспелова И.И. Многокритериальные задачи принятия решений. Москва: МАКС Пресс, 2008. 197 с.
7. Джарратано Д., Райли Г. Экспертные системы: принципы разработки и программирование. Москва: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1152 с.
8. Перфильев, Д.А., Раевич К.В., Пятаева А.В. Интеллектуальные системы поддержки принятия решений: учеб. пособие. Красноярск: Сиб. федер. ун-т, 2018. 136 с.
9. Пятаева, А.В, Раевич К.В. Интеллектуальные системы и технологии: учеб. пособие. Красноярск: Сиб. федер. ун-т, 2018. 144 с.

10. Овсянников В.Е., Васильев В.И. Экспертная система проектирования технологического оборудования // Инженерный вестник Дона. 2015. № 1. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2015/2765.

References

1. Halin, V. G. Sistemy podderzhki prinyatiya reshenij [Decision support systems]. Moskva: Izdatel'stvo Yurajt, 2023. 494 p.

2. Bykov V. P., Solov'ev A. N., Bykova T. M. Sistemy podderzhki prinyatiya reshenij [Decision support systems]. Sankt-Peterburg: Lan', 2023. 132 p.

3. Yahina E.P., Sharanin V.Yu. Inzhenernyj vestnik Dona, 2023, № 9. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n9y2023/8705.

4. Nechitajlo N.M., Panasov V.L. Inzhenernyj vestnik Dona, 2022, № 10. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n10y2022/7933.

5. Gagloeva, I. E. Analiz osobennostej postroeniya sistem podderzhki prinyatiya reshenij [Analysis of the features of building decision support systems]. Voronezh: Voprosy nauki, 2014, № 4, pp. 17-19.

6. Lotov, A.V., Pospelova I.I. Mnogokriterial'nye zadachi prinyatiya reshenij [Multi-criteria decision-making tasks]. Moskva: MAKS Press, 2008. 197 p.

7. Dzharratano D., Rajli G. Ekspertnye sistemy: principy razrabotki i programmirovaniya [Expert systems: principles of development and programming]. Moskva: Izdatel'skij dom «Vil'yams», 2006. 1152 p.

8. Perfil'ev, D.A., Raevich K.V., Pyataeva A.V. Intellectual'nye sistemy podderzhki prinyatiya reshenij [Intelligent decision support systems]. Krasnoyarsk: Sib. feder. un-t, 2018. 136 p.

9. Pyataeva, A.V., Raevich K.V. Intellectual'nye sistemy i tekhnologii [Intelligent systems and technologies]. Krasnoyarsk: Sib. feder. un-t, 2018. 144 p.

10. Ovsyannikov V.E., Vasil'ev V.I. Inzhenernyj vestnik Dona, 2015, № 1. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2015/2765.



Дата поступления: 16.12.2023

Дата публикации: 23.01.2024