

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова
Факультет вычислительной математики и кибернетики

УТВЕРЖДАЮ
декан факультета вычислительной
математики и кибернетики

И.А. Соколов /

«27» сентября 2023г.

ФОНД ОЦЕНОЧНЫХ СРЕДСТВ

по дисциплине

Машинное обучение

Уровень высшего образования:

бакалавриат

Направление подготовки / специальность:

02.03.02 "Фундаментальная информатика и информационные технологии" (3++)

Направленность (профиль) ОПОП:

Искусственный интеллект и анализ данных

Форма обучения:

очная

Рассмотрен и утвержден

на заседании Ученого совета факультета ВМК

(протокол №7, от 27 сентября 2023 года)

Москва 2023

1. ФОРМЫ И ОЦЕНОЧНЫЕ МАТЕРИАЛЫ ТЕКУЩЕГО КОНТРОЛЯ УСПЕВАЕМОСТИ И ПРОМЕЖУТОЧНОЙ АТТЕСТАЦИИ

В процессе и по завершении изучения дисциплины оценивается формирование у студентов следующих компетенций:

Планируемые результаты обучения по дисциплине (модулю)		
Содержание и код компетенции.	Индикатор (показатель) достижения компетенции	Планируемые результаты обучения по дисциплине, сопряженные с индикаторами достижения компетенций
ПК-4. Способен разрабатывать и применять методы машинного обучения для решения задач	ПК-4.1. Проводит анализ требований и определяет необходимые классы задач машинного обучения ПК-4.2. Определяет метрики оценки результатов моделирования и критерии качества построенных моделей ПК-4.3. Принимает участие в оценке, выборе и при необходимости разработке методов машинного обучения	Знать: основные принципы решения задач машинного обучения и анализа данных Уметь: создавать алгоритмические модели типовых задач, проводить спецификацию задачи, реализовывать программы на алгоритмических языках высокого уровня, интерпретировать полученные результаты Владеть: пониманием методов построения машинного обучения и анализа данных

1.1. Текущий контроль успеваемости

Текущий контроль успеваемости осуществляется путем оценки результатов выполнения заданий практических (семинарских) занятий, самостоятельной работы, предусмотренных учебным планом и посещения занятий/активность на занятиях.

В качестве оценочных средств текущего контроля успеваемости предусмотрены:

тестирование
 решение практических заданий

Примеры тестовых заданий

5 семестр

Случайная величина принимает значение из отрезка $[0,1]$, её плотность линейная функция на этом отрезке, в нуле обращается в ноль. Чему равно матожидание с.в.? Совет: здесь и ниже, кроме аналитического решения напишите на Python программу для оценки названных параметров.

0
 1/2
 * 2/3
 3/4
 4/5
 1

Чему равна мода этой с.в.?

- 0
- 1/2
- 2/3
- 3/4
- 4/5
- * 1

нет правильного ответа

Чему равна медиана этой с.в.?

- 0
- 1/2
- 2/3
- 3/4
- 4/5
- 1

* нет правильного ответа

Чему равна дисперсия этой с.в.?

- 1/18

Предположим, что в задаче бинарной классификации с одним признаком объекты класса 1 распределены так, как описано выше, а объекты класса 0 распределены равномерно на отрезке $[0,1]$. Оба класса равновероятны. Какой оптимальный порог для отнесения объектов к классу 1 (выше него считаем, что они из класса 1), если оба класса равновероятны?

- 1/3
- * 1/2
- 2/3
- 3/4
- 4/5

Что лучше использовать для определения монотонной зависимости между переменными?

Корреляционный коэффициент Пирсона

- * Коэффициент корреляции Спирмена
- оценку ММП (MLE)

Парзенковский подход используется для параметрического оценивания плотности

- * непараметрического оценивания плотности
- оценки плотности смеси распределений

Чему равна оценка плотности в точке 1.5 для выборки $\{1, 2, 3\}$ парзеновским методом с треугольным ядром (радиус основания ядра 1)?

- 0
- 1/6
- * 1/3
- 2/3
- 1

нет правильного ответа

Пусть случайная величина равна сумме двух равномерно распределённых величин на отрезке $[0,1]$. Как выглядит её плотность распределения?

«колокольчик»

* треугольник
трапеция
прямоугольник

К чему стремится угол между соседними диагоналями n-мерного гиперкуба при увеличении размерности?

* 0
 $\pi/4$
 $\pi/2$
нет правильного ответа

Запишите сумму квадратов сингулярных чисел для матрицы $\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$.

2

При минимизации функции x^2 методом градиентного спуска с темпом 1.0 и начальной точкой 1.0, какая будет оценка argmin после 4й итерации?

1

Выберете верные фразы:

+ в SGD случайный порядок объектов
+ SGD может использоваться при онлайн-оптимизации (обучении)
+ SGD может использоваться для минимизации суммы ошибок на объектах моделей классификации / регрессии
SGD – метод оптимизации второго порядка
SGD – это метод условной оптимизации

Решите задачу условной оптимизации: $x^2 + y^2 \rightarrow \min$ при условии $x+2y \geq 1$ (ответ - значение функции в точке минимума).

0.2

Дана обучающая выборка в однопризнаковой задаче бинарной классификации. Объекты первого класса – {0, 4, 4.5}, второго – {3, 7, 8}. Какая оценка точности алгоритма 1NN методом LOO(leave-one-out)? Ответ умножьте на 6.

4

В предыдущей задаче оцените точность алгоритма ближайшего центра.

4

Пусть в однородной области метрического пространства объектов бинарной задачи классификации вероятность того, что случайно выбранный объект принадлежит классу 1, равна 1/4. Чему равна ошибка алгоритма ближайшего соседа в этой области?

0.375

Что такое ленивый алгоритм (Lazy learner)?

- медленно классифицирует
+ не формирует модель описания данных во время обучения
- синоним для алгоритма kNN
- который по умолчанию не использует метод предсказания меток (predict)

Задачу регрессии можно решать с помощью (выбрать все верные варианты)

+ kNN
+ метода Надарая-Ватсона
- метода логистической регрессии

Какие расстояния численно наибольшие для пары точек (1,1) и (2,2):

- Евклидово
- Чебышева
- + Манхэттенское

Пусть даны векторы (1,1,2,2,3,3), (1, 4). Чему равно расстояние DTW?

4

Решите матричное уравнение $Xw=y$, $W=[[1, 1], [1, 2], [1, 3]]$, $y=[1,2,1]$ с помощью минимизации невязки. В ответ запишите скалярное произведение вектора w и вектора (3, -1).

4

В регуляризации по Тихонову:

- + к оптимизируемому функционалу добавляется специальное слагаемое
- вводится ограничение на норму вектора-решения
- оптимизируемый функционал оценивается сверху

В гребневой регрессии (выберите верные утверждения)

- + Используется регуляризация по Тихонову
- + матрица Грамма в псевдообратной становится невырожденной
- происходит гарантированное зануление элементов вектора решения
- происходит гарантированная селекция признаков

С помощью перцептронного алгоритма решите систему уравнений $a+b>0$, $3a-b>0$, $a-b<0$.

Начальное приближение $(a,b) = (0,0)$, неравенства просматриваются слева направо. В ответ запишите значение b/a .

2

Выберите верные фразы:

- + Для селекции признаков можно использовать LASSO
 - + Устойчивая регрессия (Robust Regression) хороша в задаче с выбросами
 - В логистической регрессии минимизируют среднее квадратичное отклонение ответов модели от истинных меток
 - решение линейной регрессии робастно (устойчиво к выбросам)
- Что особенного в деревьях решений вида «oblique decision trees»?
- ограничение на глубину
 - использование предварительной обрезки (pre-pruning)
 - + специальный предикат ветвления
 - возможность распараллеливания при построении

Почему при построении дерева используют рекурсивную жадную стратегию?

- алгоритма оптимизации не существует
- + задача построения оптимального дерева очень сложна (в одном частном случае это NP-полная проблема)
- это, как правило, быстрее градиентного спуска

Рассмотрим 10 объектов, если их упорядочить по первому признаку, то их метки будут чередоваться следующим образом: [0,0,1,0,1,0,1,1,1,0]. Найдите максимальное значение критерия расщепления Missclassification criteria.

0.2

В предыдущей задаче найдите максимальное значение критерия расщепления Gini (основанного на мере неоднородности Gini).

0.125

В предыдущей задаче найдите максимальное значение энтропийного критерия расщепления. Ответ округлите до первой цифры после запятой (например, 0.1).

0.2

Отметьте верные утверждения:

- + Обрезку (post-pruning) используют крайне редко
- + Деревья особенно эффективны в ансамбле
- + Деревья – нестабильный (неустойчивый) алгоритм
- Деревья часто используют для экстраполяции

Что такое C5.0?

- + алгоритм построения деревьев решений
- специальный критерий расщепления
- запатентованный способ обрезки деревьев
- метод регуляризации при построении деревьев

Пусть есть категориальный признак со значениями [A, A, B, B, C, C, D, D], с целевыми значениями [2, 0, 2, 8, 3, 5, 0, 4]. Какое будет расщепление со стандартным критерием, использующим дисперсию?

- A, B | C, D
- A, C | B, D
- + A, D | B, C
- A | C, B, D
- A, B, C | D

Что из перечисленного можно использовать для выбора модели (Model Selection):

- + бутстреп
- регуляризацию
- + разбиение на фолды

В какой из перечисленных функций библиотеки scikit-learn схема контроля гарантирует определённую пропорцию объектов разных классов?

- ShuffleSplit
- GroupShuffleSplit
- + StratifiedShuffleSplit
- KFold
- GroupKFold
- + StratifiedKFold
- PredefinedSplit

Пусть по транзакциям пользователя мы предсказываем его покупательскую активность в следующем методе. Какие способы контроля следует выбрать (в данных – статистика по всем клиентам банка)?

- LOOCV
- + out of time
- + out of sample

Кривые обучения (Learning Curves) могут

- + оценить достаточность объёма выборки
- + оценить, не слишком ли простая модель использована
- подобрать оптимальные значения всех параметров
- + оценить переобучение алгоритма

Пусть дана выборка целевых значений: 1, 3, 2, 1 (упорядочено по времени получения меток).
Используется модель константных алгоритмов (ответ равен среднему по всем меткам обучения).
Функция ошибки – MAE (средний модуль отклонения). Чему равна средняя ошибка при контроле по времени (Out-of-time)?

1

В предыдущей задаче – чему будет равна ошибка LOOCV (контроля по одному)?

1

Чему равна ошибка комитета большинства над тремя алгоритмами бинарной классификации с вероятностями ошибки 0.3, 0.2, 0.1 (действует сильное предположение о независимости ответов алгоритмов)?

0.0098

В какой модели разнообразие базовых алгоритмов повышается за счёт варьирования обучающей выборки?

- + бэггинг (Bagging)
- + метод случайных подпространств (Random Subspaces)
- + случайные леса (Random Forests)
- нейросети

В какой модели производится перекодировка целевого признака?

- комитеты
- + ЕСОС
- стекинг
- бустинг

В какой модели применяется взятие бустреп-подвыборок?

- + бэггинг (Bagging)
- + случайные леса (RF)
- стекинг
- Feature-Weighted Linear Stacking

Для чего можно использовать ООВ-предсказания?

- + для оценки качества модели
- + для реализации стекинга
- для регуляризации
- для кодирования целевого вектора
- + для вычисления рейтинга (важности) признаков

Какие из перечисленных ниже моделей являются последовательными ансамблями (Sequential ensembles)?

- бэггинг (Bagging)
- + Adaboost
- + градиентный бустинг
- нейронные сети
- случайные леса (RF)

Пусть случайные величины одинаково распределены (среднее равно 1, дисперсия – 2), корреляция между любой парой величин равна 0.1. К чему стремится среднее арифметическое этих величин при увеличении числа наблюдений (т.е. увеличении числа этих величин)?

0.2

В каких моделях увеличение числа базовых алгоритмов не приводит к переобучению?

- стекинг
- бустинг
- + случайные леса

Что происходит при увеличении глубины деревьев (считаем, что в ансамблях достаточное число деревьев)?

- + как правило, увеличивается качество случайного леса на тесте
- + как правило, увеличивается качество случайного леса на обучении
- как правило, увеличивается качество бустинга над деревьями на тесте
- + как правило, увеличивается качество бустинга на обучении

В одном из подходов к оценке важности признаков используют перестановку значений. Почему именно перестановку (а, например, не анализ качества алгоритмов без соответствующего признака)?

- + это не меняет распределение по признаку
- + это позволяет не переучивать модель
- это гарантирует стабильность модели
- это гарантирует такое же распределение ответов модели

Чем экстремальные леса (Extreme Random Trees) отличаются от случайных (Random Forest)?

- не используем критерии расщепления (типа gini и энтропийного)
- + быстрее построение ансамбля
- нужен градиент функции ошибки
- + качество, как правило, чуть хуже

Что используется в продвинутых методах реализации градиентного бустинга (как в библиотеке XGBoost)?

- + принцип минимальной длины (MDL)
- + вторые производные функции ошибки
- автоматический выбор ключевых параметров, например learning_rate

На какие слагаемые раскладывается квадратичная ошибка регрессора (матожидание квадрата разности прогноза и истинного значения)?

- + шум (noise)
- квадрат шума
- + разброс (variance)
- квадрат разброса
- смещение (bias)
- + квадрат смещения

При повышении числа соседей k метода kNN...

- увеличивается сложность модели
- + увеличивается качество на обучении
- увеличивается качество на контроле
- увеличивается разброс (variance)
- + увеличивается стабильность

Что из перечисленного приводит к уменьшению переобучения?

- + аугментация
- + регуляризация
 - + увеличение объёма выборки

Пример практического задания

Задача машинного обучения с реальными данными, выложенная на <https://inclass.kaggle.com/c/dayofweek/>

Описание

Для 300000 пользователей дана статистика посещений ресурса за 1099 дней. Необходимо предсказать день недели следующего визита.

Метрика качества

Используется простой процент правильных ответов. Например,

```
performance([1,2,2,7], [3,2,2,7]) = 0.75
```

Формат ответа

В загружаемом файле по строкам перечислены идентификаторы пользователей и номера дней их первых визитов по версии вашего алгоритма:

```
id,nextvisit  
1, 7
```

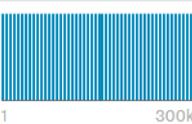
Данные

В файле train.csv перечислены даты визитов пользователей. Каждая строка - информация по одному пользователю. Сначала идёт id, потом через пробел номера дней, когда были визиты. Нумерация идёт от некоторого фиксированного момента. Номера могут быть от 1 до 1099 (т.е. статистика охватывает период примерно 3 года). Первый день в нумерации - понедельник.

Необходимо предсказать день недели первого визита после 1099го дня, т.е. для каждого пользователя вычислить

- 0 - нет визита
- 1 - понедельник
- 2 - вторник
- 3 - среда
- 4 - четверг
- 5 - пятница
- 6 - суббота
- 7 - воскресенье

Данные в просмотрщике платформы inclass.kaggle

train.csv (142.76 MB)	
id	visits
	
1	30 84 126 135 137 179 242 342 426 456 460 462 483 594 600 604 704 723 744 787 804 886 924 928 946 954 1039 1040 1052
2	24 53 75 134 158 192 194 211 213 238 251 305 404 418 458 476 493 571 619 731 739 759 761 847 883 943 962 981 983 1036 1046
3	51 143 173 257 446 491 504 510 559 616 719 735 769 800 833 853 856 867 882 916 929 937 944 954 956 968 1007 1052 1071 1078 1094 1096

1.2. Промежуточная аттестация

5 семестр

Промежуточная аттестация осуществляется в форме экзамена

В качестве средств, используемых на промежуточной аттестации предусматривается:

Билеты

1.3. Типовые задания для проведения промежуточной аттестации

Вопросы к экзамену

1. Терминология: Наука о данных (Data Science), Статистика (Statistics), Искусственный интеллект (Artificial Intelligence), Анализ данных (Data Mining), Машинное обучение (Machine learning), Большие данные (Big Data)
2. Обучение с учителем (с размеченными данными / метками): целевая функция, объект, метка, классификация, прогнозирование
3. Пространство объектов, признаковое пространство, извлечение признаков, визуализация задач
4. Функции ошибки, эмпирический риск, обучающая выборка, задачи оптимизации в обучении, обобщающая способность
5. Модель алгоритмов, алгоритм, обучение, схема решения задачи машинного обучения
6. Обучение без учителя / с неразмеченными данными, обучение с частично размеченными данными, трансдуктивное обучение
7. Обучение с подкреплением, структурный вывод, активное обучение, онлайн-обучение, Transfer Learning, Multitask Learning, Feature Learning
8. Математика в машинном обучении: бритва Оккама, теорема о бесплатном сыре, футбольный оракул, теория информации, проклятие размерности, сингулярное разложение матрицы (SVD), матричное дифференцирование
9. Сведения из ТВиМС: задание распределений, средние и отклонения, условная плотность, маргинализация и обуславливание, точечное оценивание, оценка максимального правдоподобия, дивергенция Кульбака-Лейблера, ковариация и корреляция, нормальное распределение, центральная предельная теорема
10. Оценка плотности: гистограммный подход, Парзеновский подход
11. Оптимизация: методы безусловной оптимизации, нулевого порядка, первого порядка, второго порядка, метод градиентного спуска в машинном обучении, стационарные точки, метод Ньютона, квази-ньютоновские методы, оптимизация с ограничениями
12. Градиентный спуск, наискорейший градиентный спуск, стохастический градиентный спуск, обучение: Пакетное, онлайн, по минибатчам
13. Метрические алгоритмы (distance-based), ближайший центроид (Nearest centroid algorithm), подход, основанный на близости, kNN в задаче классификации / регрессии, обоснование 1NN, ленивые (Lazy) и нетерпеливые (Eager) алгоритмы
14. Весовые обобщения kNN, регрессия Надарая-Ватсона
15. Различные метрики: Минковского, Евклидова, Манхэттенская, Махаланобиса, Canberra distance, Хэмминга, косинусное, расстояние Джаккарда, DTW, Левенштейна, приложения метрического подхода: нечёткий матчинг таблиц, Ленкор, в DL, классификация текстов, эффективные методы поиска ближайших соседей

16. Линейные методы: линейная регрессия, обобщённая линейная регрессия, проблема вырожденности матрицы, регуляризация, основные виды регуляризации, гребневая регрессия (Ridge Regression), LASSO (Least Absolute Selection and Shrinkage Operator), Elastic Net
17. Селекция признаков, ошибка с весами, устойчивая регрессия (Robust Regression)
18. Линейные скоринговые модели в задаче бинарной классификации, логистическая регрессия, Probit-регрессия, многоклассовая логистическая регрессия
19. Линейный классификатор, перцептрон, оценка функции ошибок через гладкую функцию
20. Деревья решений (CART), предикаты / ветвления, ответы дерева, критерии расщепления в задачах классификации: Missclassification criteria, энтропийный, Джини, критерии останова при построении деревьев, проблема переобучения для деревьев, подрезка (post-pruning), классические алгоритмы построения деревьев решений: ID3, C5.0
21. Важности признаков, проблема пропусков (Missing Values), категориальные признаки, сравнение: деревья vs линейные модели
22. Проблема контроля качества, выбора модели (Model Selection) в широком смысле, правила разбиения выборки, кривые обучения (Learning Curves)
23. перебор параметров
24. Отложенный контроль (held-out data, hold-out set), скользящий контроль (cross-validation), бутстреп (bootstrap), контроль по времени (out-of-time-контроль), локальный контроль
25. Ансамбли алгоритмов: примеры и обоснование, комитеты (голосование) / усреднение, бэггинг, кодировки / перекодировки ответов, ESOС
26. Стекинг и блендинг, бустинг: AdaBoost, Forward stagewise additive modeling (FSAM), «Ручные методы», однородные ансамбли
27. Случайный лес, его параметры, их настройка, бэггинг и OOB (out of bag), важность признаков, близость (Proximity) с помощью RF, Extreme Random Trees
28. Градиентный бустинг над деревьями, его параметры, современные реализации, продвинутые методы оптимизации
29. Рекомендательные системы, персонализация, онлайн и оффлайн рекомендации, рекомендация по контенту (content based methods), One-class recommendation, использование дополнительной информации, современные тренды в практике построения рекомендательных систем
30. Коллаборативная фильтрация: GroupLens-алгоритм, SVD, SVD++, timeSVD++, адаптация SVD под социальные связи
31. Факторизационная машина, факторизационная машина с полями (FFM – field-aware factorization machine)
32. Простые методы рекомендаций: FPM – Frequent Pattern Mining, Deep Semantic Similarity Model (DSSM), контекст рекомендации, Knowledge-based Recommendations, важность объяснений (explanations)
33. Сложность алгоритмов, переобучение, смещение и разброс: проблема обобщения, переобучение, недообучение, сложность алгоритмов, смещение и разброс, способы борьбы с переобучением

Задачи к экзамену

Пусть случайная величина равна сумме двух независимых равномерно распределённых величин, одна – на отрезке $[0,1]$, вторая – на отрезке $[0,2]$. Как выглядит её плотность распределения?

«колокольчик»	треугольник	трапеция	прямоугольник
---------------	-------------	----------	---------------

В предыдущей задаче пусть указанные распределения – распределения классов 0 и 1 в задаче бинарной классификации. Оба класса равновероятны. Какая вероятность, что объект $x=1$ принадлежит классу 0?

1/2	2/3	3/4	1
-----	-----	-----	---

При минимизации функции x^2 методом градиентного спуска с темпом 0.5 и начальной точкой 1.0, какая будет оценка argmin после 1й итерации?

- 0.5	0	0.5	1
-------	---	-----	---

Выберите верные фразы

Для селекции признаков обычно используют L2-регуляризацию	Логистическая регрессия – ленивый алгоритм
Евклидово расстояние – частный случай расстояния Махаланобиса	С помощью перцептронного алгоритма можно решать системы линейных уравнений

Чему равно максимальное значение MC (Missclassification criteria)?

0	0.5	e	1
---	-----	-----	---

Пусть дана выборка целевых значений: 1, 2, 3 (упорядочено по времени получения меток). Используется модель константных алгоритмов (ответ равен среднему по всем меткам обучения). Функция ошибки – MAE (средний модуль отклонения). Чему равна средняя ошибка при контроле LOOCV (контроля по одному)?

0.5	2/3	1	3/2
-----	-----	---	-----

В каком ансамбле следует использовать неустойчивые модели?

бэггинг	случайные леса	бустинг	ECOC
---------	----------------	---------	------

Что происходит при увеличении числа деревьев в градиентном бустинге (отметьте все варианты)?

ошибка на обучении падает	ошибка на контроле падает	ошибка на обучении возрастает	ошибка на контроле возрастает
---------------------------	---------------------------	-------------------------------	-------------------------------

Выберите верные фразы:

Критерий $gini$ используется для построения деревьев в задаче регрессии	В экстремальных лесах (Extreme Random Trees) используется вычисление градиента ошибки
Контроль по фолдам используется для отбора модели	Аугментация – способ увеличения обучающей выборки

Пример экзаменационного билета

1. Ансамбли алгоритмов: примеры и обоснование, комитеты (голосование) / усреднение, бэггинг, кодировки / перекодировки ответов, ECOC
2. Стекинг и блендинг, бустинг: AdaBoost, Forward stagewise additive modeling (FSAM), «Ручные методы», однородные ансамбли
3. Пусть дана выборка целевых значений: 1, 2, 3 (упорядочено по времени получения меток). Используется модель константных алгоритмов (ответ равен среднему по всем меткам обучения). Функция ошибки – MAE (средний модуль отклонения). Чему равна средняя ошибка при контроле LOOCV (контроля по одному)?

0.5	2/3	1	3/2
-----	-----	---	-----

2. КРИТЕРИИ ОЦЕНКИ ПО ДИСЦИПЛИНЕ

ШКАЛА И КРИТЕРИИ ОЦЕНИВАНИЯ результатов обучения (РО) по дисциплине				
Оценка	2 (не зачтено)	3 (зачтено)	4 (зачтено)	5 (зачтено)
виды оценочных средств				
Знания (виды оценочных средств: приведены в п. 1.2.)	Отсутствие знаний	Фрагментарные знания	Общие, но не структурированные знания	Сформированные систематические знания
Умения (виды оценочных средств: приведены в п. 1.2.)	Отсутствие умений	В целом успешное, но не систематическое умение	В целом успешное, но содержащее отдельные пробелы умение (допускает неточности не принципиального характера)	Успешное и систематическое умение
Навыки (владения, опыт деятельности) (виды оценочных средств: приведены в п. 1.2..)	Отсутствие навыков (владений, опыта)	Наличие отдельных навыков (наличие фрагментарного опыта)	В целом, сформированные навыки (владения), но используемые не в активной форме	Сформированные навыки (владения), применяемые при решении задач